

JONES GRANATYR

**MODELO AFETIVO DE CONFIANÇA E
REPUTAÇÃO UTILIZANDO PERSONALIDADE
E EMOÇÃO**

CURITIBA

2017

JONES GRANATYR

**MODELO AFETIVO DE CONFIANÇA E
REPUTAÇÃO UTILIZANDO PERSONALIDADE
E EMOÇÃO**

Tese de doutorado apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Informática da Pontifícia Universidade Católica do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Informática.

Área de concentração: *Ciência da Computação*

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Enembreck

CURITIBA

2017

Dados da Catalogação na Publicação
Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Sistema Integrado de Bibliotecas – SIBI/PUCPR
Biblioteca Central

Granaty, Jones
G748m 2017 Modelo afetivo de confiança e reputação utilizando personalidade e emoção
/ Jones Granaty; orientador, Fabrício Enembreck – 2017.
150 f. : il. ; 30 cm

Tese (doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná,
Curitiba, 2017
Bibliografia: f. 125-150

1. Confiança. 2. Informática – Aspectos psicológicos. 3. Personalidade e
emoção. 4. Informática. I. Enembreck, Fabrício. II. Pontifícia Universidade
Católica do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Informática. III. Título.

CDD 20. ed. – 004



Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Escola Politécnica
Programa de Pós-Graduação em Informática

PUCPR
GRUPO MARISTA

ATA DE SESSÃO PÚBLICA

DEFESA DE TESE DE DOUTORADO Nº 44/2017

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA – PPGIa PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ - PUCPR

Em sessão pública realizada às 09h00 de 21 de Junho de 2017, no Auditório Guglielmo Marconi, ocorreu a defesa da tese de doutorado intitulada “Modelo Afetivo de Confiança e Reputação Utilizando Personalidade e Emoção” elaborada pelo aluno Jones Granaty, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Informática, na área de concentração Ciência da Computação, perante a banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. Fabrício Enembreck (orientador) - PPGIa/PUCPR

Prof. Dr. Edson Emilio Scalabrin – PPGIa/PUCPR

Prof. Dr. Emerson Cabrera Paraiso – PPGIa/PUCPR

Prof.ª Dr.ª Maria Augusta Netto Nunes – UFS

Prof.ª Dr.ª Ana Maria Paiva – UNIVERSIDADE DE LISBOA

Após a apresentação da tese pelo aluno e correspondente arguição, a banca examinadora emitiu o seguinte parecer sobre a tese:

Membro	Parecer
Prof. Dr. Fabrício Enembreck	<input checked="" type="checkbox"/> Aprovada () Reprovada
Prof. Dr. Edson Emilio Scalabrin	<input checked="" type="checkbox"/> Aprovada () Reprovada
Prof. Dr. Emerson Cabrera Paraiso	<input checked="" type="checkbox"/> Aprovada () Reprovada
Prof.ª Dr.ª Maria Augusta Netto Nunes	<input checked="" type="checkbox"/> Aprovada () Reprovada
Prof.ª Dr.ª Ana Maria Paiva	<input checked="" type="checkbox"/> Aprovada () Reprovada

Portanto, conforme as normas regimentais do PPGIa e da PUCPR, a tese foi considerada:

APROVADO

(aprovação condicionada ao atendimento integral das correções e melhorias recomendadas pela banca examinadora, conforme anexo, dentro do prazo regimental)

() **REPROVADO**

E, para constar, lavrou-se a presente ata que vai assinada por todos os membros da banca examinadora. Curitiba, 21 de Junho de 2017.

Prof. Dr. Fabrício Enembreck

Prof. Dr. Edson Emilio Scalabrin

Prof. Dr. Emerson Cabrera Paraiso

Prof.ª Dr.ª Maria Augusta Netto Nunes

Prof.ª Dr.ª Ana Maria Paiva

Agradecimentos

Agradeço primeiramente ao meu orientador, professor Fabrício Enembreck, por ter conduzido uma orientação praticamente perfeita e que possibilitou que esta tese fosse concluída com êxito. Sua ajuda foi de extrema importância para a condução de todo o trabalho! Agradeço também a professora Maria Augusta Nunes, que acompanhou a tese praticamente desde seu início e contribuiu muito para o enriquecimento de todo o trabalho. Também ao Jean Paul Barddal, que ajudou bastante nos experimentos práticos e principalmente na escrita dos artigos científicos que foram resultado desta tese.

Agradeço a professora Ana Maria Paiva, que possibilitou o meu estágio do doutorado sanduíche em Lisboa e que também contribuiu de forma significativa para o desenvolvimento do trabalho. Ao professor João Dias, que acompanhou meu trabalho durante os quatro meses do meu estágio em Portugal. Ao professor Alberto Sardinha de Lisboa, que também deu várias sugestões para a melhoria do trabalho. Também a Sandra Sá que me ajudou encontrar um local para morar em Lisboa durante meu estágio e ao Raul Benites Paradedda pela amizade durante o tempo do estágio. Também aos professores Carles Sierra, Jordi Sabater e Nardine Osman da Universidade Autônoma de Barcelona pela ótima recepção quando fui até a universidade discutir assuntos referentes a esta tese. A professora Judith Masthoff da Universidade de Aberdeen pela recepção e disponibilidade para conversarmos sobre a minha tese quando visitei a instituição. Agradeço também aos amigos do laboratório da PUCPR: Heitor Murilo Gomes, André Pinz Borges, Mariza Miola Dosciatti, Aldo Marcelo Paim, Otto Robert Lessing, Vanderson Botelho e Ricardo Camati. Também a secretária do programa Cheila Cristina Farias e aos professores do PPGIa Edson Emilio Scalabrin e Emerson Cabrera Paraíso pelas valiosas contribuições que deram para esta tese.

Aos meus pais (Ana Ternoski Granatyr e Demetrio Granatyr), ao meu cachorro (Bino) e principalmente minha esposa Adaiane Pereira dos Santos que esteve comigo durante toda essa jornada. Também agradeço à Unisep (União de Ensino do Sudoeste do Paraná) pelo tempo que trabalhei nessa instituição (2013-2017), sendo que as viagens de ônibus até Francisco Beltrão e Dois Vizinhos possibilitaram a leitura dos mais de 300 artigos relacionados a essa tese. Por fim, agradeço a PUCPR pela oportunidade de realização deste trabalho e a CAPES pelo apoio financeiro.

Sumário

Capítulo 1

Introdução	12
1.1. Motivação e Hipóteses	14
1.2. Objetivos	16
1.3. Organização	16

Capítulo 2 – Parte I – Fundamentação Teórica

Modelos de Confiança e Reputação	18
2.1. Confiança e Reputação	18
2.2. Modelos de Confiança e Reputação	20
2.2.1. Dimensões dos modelos	20
2.2.2. Características dos modelos	27
2.3. Conclusão	29

Capítulo 3

Computação Afetiva	30
3.1. Computação Afetiva	30
3.2. Terminologia dos aspectos afetivos.....	31
3.3. Aspectos afetivos e tomada de decisão	35
3.4. Confiança e emoção	37
3.5. Confiança e personalidade	38
3.6. Sistemas para inferência de traços de personalidade a partir de textos	40
3.7. Sistemas para inferência de emoção a partir de textos.....	46
3.8. Conclusão	49

Capítulo 4 – Parte II – Contribuições

Modelo Conceitual Afetivo	50
4.1. Tipo de Paradigma	50
4.2. Observação direta	52
4.3. Informações Sociológicas.....	54

4.4. Preconceito	55
4.5. Regras	56
4.6. Delegação	58
4.7. Risco	59
4.8. Ambiente Aberto e Confiança Inicial	60
4.9. Preferências, Incentivo para <i>Feedbacks</i> e Detecção de Falsários	61
4.10. Análise das dimensões	62
4.11. Conclusão	68

Capítulo 5

Modelo Computacional Afetivo	69
5.1. Considerações iniciais	69
5.2. Modelo proposto	70
5.2.1. Pré-requisitos das bases de dados do modelo	71
5.2.2. Processos do Modelo de Confiança	71
5.2.3. Processos do Modelo de Reputação	75
5.2.4. Combinação do Modelo de Confiança e Reputação	77
5.3. Exemplos de aplicação do modelo	79
5.3.1. Aplicação do Modelo de Confiança – <i>Trip Advisor</i>	79
5.3.2. Aplicação do Modelo de Confiança – <i>eBay</i>	90
5.3.3. Aplicação do Modelo de Reputação – <i>Trip Advisor</i>	92
5.3.4. Aplicação do Modelo de Reputação – <i>Goodreads</i>	97
5.4. Análise sobre as dimensões do modelo proposto	98
5.4.1. Dimensões do modelo proposto	99
5.4.2. Características do modelo proposto	103
5.5. Conclusão	104

Capítulo 6

Avaliação e Análise	106
6.1. Protocolo dos testes	106
6.2. Modelo de confiança do usuário	108
6.2.1. Resultados com a base do <i>Trip Advisor</i>	109
6.2.2. Resultados com a base do <i>eBay</i>	112
6.2.3. Discussões sobre os experimentos do modelo de confiança	113

6.3. Modelo de reputação dos itens	115
6.3.1. Resultados com a base de dados do <i>Trip Advisor</i>	116
6.3.2. Resultados com a base de dados do <i>Goodreads</i>	117
6.3.3. Discussões sobre os experimentos do modelo de reputação	117
6.4. Conclusão	119
Capítulo 7	
Conclusão e Trabalhos Futuros	120
Referências	125

Lista de Figuras

Figura 2.1:	Dimensões dos modelos	21
Figura 3.1:	Afeto, <i>feelings</i> , emoções e <i>sentiment</i>	33
Figura 4.1:	Tipos de paradigmas	52
Figura 4.2:	Relações entre dimensões e aspectos afetivos	66
Figura 4.3:	Relações entre temas sobre confiança e aspectos afetivos	67
Figura 5.1:	Diagrama de atividade do modelo de confiança	72
Figura 5.2:	Diagrama de atividade do modelo de reputação	76
Figura 5.3:	Diagrama de atividade da combinação dos modelos	78
Figura 5.4:	Histograma da reputação dos usuários como revisores.....	83
Figura 5.5:	Inferência de emoções	88
Figura 5.6:	Histograma da reputação do hotel	95
Figura 6.1:	Teste de Nemeyi modelo de confiança – <i>Trip Advisor</i>	111
Figura 6.2:	Teste de Nemeyi modelo de reputação – <i>Trip Advisor</i>	116
Figura 6.3:	Árvores parciais	118

Lista de Tabelas

Tabela 3.1:	Traços de personalidade do modelo dos Cinco Grandes Fatores	35
Tabela 3.2:	Sistemas para inferência de traços de personalidade a partir de textos	44
Tabela 3.3:	Execução dos sistemas para inferência de traços de personalidade	45
Tabela 4.1:	Ligações entre as dimensões, aspectos afetivos e temas sobre confiança	62
Tabela 5.1:	Estatísticas da base do modelo de confiança – <i>Trip Advisor</i>	80
Tabela 5.2:	Campos do <i>Trip Advisor</i> do modelo de confiança	81
Tabela 5.3:	Legenda dos campos do <i>Trip Advisor</i> do modelo de confiança	82
Tabela 5.4:	Adição dos traços de personalidade	84
Tabela 5.5:	Divisão do comentário em frases	85
Tabela 5.6:	Processamento das emoções do comentário.....	87
Tabela 5.7:	Legenda dos campos para cálculo das emoções	88
Tabela 5.8:	Adição dos atributos de emoções	89
Tabela 5.9:	Bases de dados para avaliação do modelo de confiança	90
Tabela 5.10:	Estatísticas da base do modelo de confiança – <i>eBay</i>	91
Tabela 5.11:	Campos do <i>eBay</i> do modelo de confiança	92
Tabela 5.12:	Estatísticas da base do modelo de reputação – <i>Trip Advisor</i>	93
Tabela 5.13:	Dados do <i>Trip Advisor</i> do modelo de reputação	94
Tabela 5.14:	Adição dos atributos de emoções	96
Tabela 5.15:	Bases de dados reputação – <i>Trip Advisor</i>	96
Tabela 5.16:	Estatísticas da base de dados do modelo de reputação – <i>Goodreads</i>	97
Tabela 5.17:	Campos do <i>Goodreads</i> do modelo de reputação	98
Tabela 5.18:	Dimensões do modelo proposto	99
Tabela 5.19:	Campos numéricos do modelo	100
Tabela 5.20:	Campos de preconceito do modelo	102
Tabela 5.21:	Características do modelo proposto	103
Tabela 6.1:	Parâmetros dos algoritmos	107
Tabela 6.2:	Atributos adicionados à base de dados para geração do modelo de confiança	108
Tabela 6.3:	Resultados do modelo de confiança – <i>Trip Advisor</i>	109
Tabela 6.4:	Resultados do modelo de confiança – <i>eBay</i>	112

Tabela 6.5: Bases de dados do modelo de reputação	115
Tabela 6.6: Resultados base de dados emoções – <i>Trip Advisor</i>	116
Tabela 6.7: Resultados base de dados emoções – <i>Goodreads</i>	117

Lista de Abreviaturas

P2P	<i>Peer-to-peer</i>
BDI	<i>Believe, Desire and Intention</i>
TIPI	<i>Ten-Item Personality Inventory</i>
FFPI	<i>Five Factor Personality Inventory</i>
NEO-IPIP	<i>Neo-International Personality Item Pool</i>
LIWC	<i>Linguistic Inquiry and Word Count</i>
MRC	<i>Psycholinguistic DataBase</i>
ASL	<i>Análise Semântica Latente</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>
CD	<i>Critical Distance</i>

Resumo

Mecanismos de confiança e reputação permitem a avaliação de comportamentos de indivíduos que são parte de uma comunidade, associando a eles valores que são usados por outros usuários para definir um modelo de interação. Essas técnicas têm sido utilizadas como forma de proteção em diversos cenários, tais como comércio eletrônico, sistemas de avaliação, redes P2P (peer-to-peer), computação em grade, *web* semântica, aplicações multiagente e sistemas de recomendação. Vários modelos de confiança e reputação foram propostos nos últimos anos, e grande parte deles foi desenvolvido utilizando o paradigma numérico ou cognitivo, os quais não levam em consideração aspectos afetivos para a construção da confiança. Recentemente, vários estudos da Psicologia tem argumentado que elementos como traços de personalidade e emoção são importantes nos processos de tomada de decisão, o que pode interferir significativamente na forma de julgamento ou pré-avaliações que um indivíduo faz sobre outros indivíduos e conseqüentemente na construção da confiança. Baseado nisso, esta tese tem como hipótese fundamental que os aspectos afetivos são importantes para a construção de modelos computacionais de confiança e reputação. Para validar tal hipótese, é desenvolvido um modelo computacional que leva em consideração tais aspectos, tendo sido aplicado em sistemas de avaliação textual de itens. Neste cenário, os traços de personalidade e as emoções são utilizadas para compor a confiança de um usuário a partir dos textos escritos por ele; enquanto que as emoções tem o papel de compor a reputação de itens a partir dos textos escritos sobre esses itens. Os resultados obtidos mostraram que com a utilização dos traços de personalidade, a qualidade dos modelos melhoraram moderadamente se comparados com modelos que não utilizavam essas informações, o que direciona para a necessidade de trabalhos futuros nessa área. Por outro lado, a qualidade dos modelos de reputação que agregaram informações sobre emoções apresentou-se significativamente superior em relação aos modelos que desconsideraram tais aspectos.

Palavras-Chave: Modelos de Confiança e Reputação. Computação Afetiva. Confiança. Confiança Afetiva. Personalidade e Emoção.

Abstract

Trust and reputation mechanisms allow the behavior evaluation of individuals who are part of a community, associating to them values that are used by other users to define an interaction model. These techniques have been used as a form of protection in different scenarios, such as e-commerce, evaluation systems, P2P (peer-to-peer) networks, grid computing, semantic web, multi-agent applications, and recommender systems. Several trust and reputation models have been proposed in recent years, and most of them were developed using the numeric or the cognitive paradigm, but such models do not take into account affective aspects to build trust. Recently, several studies from Psychology have argued that factors such as personality and emotion are important in decision making processes, which can interfere significantly in the way people make judgments and make pre-evaluations about others. Based on that, this thesis has the fundamental hypothesis that the affective aspects are important to build computational trust and reputation models. In order to demonstrate such hypothesis, we develop a computational model which takes into account such aspects and which has been applied in textual evaluation systems. In this scenario, personality traits and emotions are used to compose trust assigned to a user from the texts written by him/her, whereas emotions compose reputation of items expressed in texts written about these items. Results showed that personality traits inferred from texts improved moderately the quality of models that did not use this kind of information, which points to the need of future work. On the other hand, the quality of reputation models that aggregated emotion information was significantly better than the models that did not use this information.

Keywords: Trust and reputation models. Affective Computing. Trust. Affective Trust. Personality and emotion.

Capítulo 1

Introdução

Quando se pensa no desenvolvimento de mecanismos de segurança em sistemas computacionais, basicamente duas abordagens podem ser utilizadas: os mecanismos tradicionais de segurança (*hard security*) e os mecanismos de confiança e reputação (*soft security*). A primeira abordagem consiste nas técnicas tradicionais de segurança e estão relacionadas a conceitos de identidade, integridade, privacidade e autenticidade; sendo geralmente implementadas por meio de criptografia e políticas de acesso. Por outro lado, os mecanismos de confiança e reputação consistem na observação do comportamento dos indivíduos e atribuição de um valor de confiabilidade, o qual é utilizado no processo de tomada de decisão sobre se relacionar ou não com determinado indivíduo. Esses mecanismos são relativos à proteção lógica, evitando que usuários dentro do sistema possam agir de forma maliciosa em seu benefício próprio ou com o intuito de prejudicar os demais usuários.

Um exemplo é o cenário do comércio eletrônico, no qual é desejável que exista uma relação de confiança entre compradores e vendedores. Ou seja, é preciso que o comprador confie que o produto seja entregue nas condições descritas e que o vendedor confie que o comprador irá cumprir sua parte, tal como o correto pagamento do produto. Outro exemplo é o cenário de leilões eletrônicos, em que é preciso haver um vínculo de confiança para evitar que vários usuários formem um grupo malicioso e planejem comprar um produto por um valor muito baixo para depois o revenderem por um valor maior. Outra aplicação são os sistemas de avaliação, nos quais tais mecanismos são importantes para garantir que as opiniões dos usuários sobre produtos ou serviços sejam confiáveis e realmente expressem suas percepções sobre o item avaliado. De acordo com esses exemplos, pode-se observar que mecanismos de *soft security* possuem papel fundamental para garantir a segurança na

interação entre os usuários, protegendo os que são bem intencionados daqueles que podem tentar algum tipo de fraude. Além desses cenários, existem vários outros em que esses conceitos são muito utilizados, tais como redes P2P, computação em grade, *web* semântica (ARTZ; GIL, 2007), sistemas multiagente e sistemas de recomendação. Em todos eles é importante que exista um vínculo de confiança entre os usuários, o qual pode não ser garantido pelos mecanismos tradicionais de *hard security*.

Dentro deste contexto, existem diversas definições para confiança na literatura, e uma das mais utilizadas e bastante aceita é a de Gambetta (1988), que a define como uma probabilidade subjetiva de que um agente irá realizar determinada tarefa da maneira esperada. Por outro lado, a reputação é definida como a coleção de opiniões recebidas de outros usuários (NUNES, 2011), ou ainda, segundo Abdul-Rahman e Hailes (2000) uma expectativa sobre o comportamento de alguém baseado nas interações anteriores indicadas por outras pessoas. A reputação faz parte da confiança e ambas são denotadas por um valor numérico que representa o nível de confiabilidade de um determinado usuário.

Para que a construção de sistemas baseados em conceitos de confiança e reputação fosse possível, foram desenvolvidos modelos específicos que agregam um conjunto de características e dimensões necessárias para sua operacionalização. Dentro dessas características e dimensões alguns exemplos são: tipo de paradigma, visibilidade, granularidade, semântica, preferências, detecção de falsários, delegação, risco, incentivo para *feedbacks*, confiança inicial, integração com ambientes abertos e *hard security* (GRANATYR et al., 2015). Uma dimensão importante dentro do presente contexto é o **tipo de paradigma**, que está relacionado ao método utilizado para construir o modelo, podendo ser classificado como numérico, cognitivo ou híbrido. Modelos numéricos consistem somente em agregações de valores, probabilidades e estatísticas, estando mais próximos de arquiteturas reativas e comumente baseados em interações passadas. Os cognitivos, por sua vez, são baseados em crenças e estados mentais, sendo que a confiança é medida pelo grau dessas características (SABATER; SIERRA, 2005). Por fim, os modelos híbridos podem utilizar essas duas abordagens em conjunto.

Apesar de existirem essas categorizações no que diz respeito aos tipos de modelos, vários estudos das áreas da Psicologia, Neurologia, Antropologia e Ciência da Computação (DAMASIO, 1994; SIMON, 1983; PICARD, 1997; TRAPPL et al. 2003; THAGARD, 2006; NUNES; ARANHA, 2009) têm provado a importância de alguns aspectos afetivos humanos

no processo de tomada de decisão e na forma de interagir, como por exemplo: emoção, personalidade e humor. Para exemplificar, Ghasem-Aghaee (2009) afirma que as emoções podem ser utilizadas como heurísticas na tomada de decisões, enquanto que Sloman (1990) argumenta que as avaliações dadas a outros indivíduos podem ser afetadas pelo atual estado de humor. Hu e Pu (2013), por sua vez, mostram a relação entre os traços de personalidade e as diferentes formas de tomada de decisão na avaliação de produtos e serviços. Além de influenciar no processo de tomada de decisão, os aspectos afetivos também podem influenciar diretamente na confiança, e neste contexto, McAllister (1995) define dois tipos de confiança: a cognitiva e a afetiva. A primeira diz respeito ao paradigma numérico e está presente na maioria dos modelos, levando em conta somente equações para o cálculo da confiança. Por outro lado, a confiança afetiva requer processos emocionais, e segundo Wade e Robison (2012), ela é mais importante no processo de tomada de decisão pelo fato de estar mais relacionada ao comportamento humano.

Baseado nesses fatores é possível observar que existe uma falta de entendimento de como os aspectos afetivos podem influenciar na confiança de um determinado usuário ou então na reputação de um item, quando ambos estão inseridos em um sistema automatizado de troca de informações (como um sistema de avaliação, por exemplo). Em outras palavras, não existe um modelo matemático ou computacional que quantifica e explora a influência de aspectos afetivos como personalidade e emoção na confiança e reputação de usuários e itens.

1.1. Motivação e Hipóteses

De acordo com Granatyr et al. (2015), a maioria dos modelos de confiança e reputação levam em conta somente os paradigmas numérico e cognitivo. Apesar de existirem modelos que apresentem aspectos afetivos, a maioria deles é baseada somente no processo de raciocínio e geralmente utilizam a arquitetura BDI (*Believe, Desire, Intention*) (BRATMAN, 1999). Existem também alguns modelos cognitivos mais próximos ao comportamento humano e tem seu foco em conceitos como autoestima, familiaridade (CARTER; GHORBANI, 2003), intimidade e intuição (ZHANG et al., 2007). Apesar disso, poucos trabalhos abordam aspectos afetivos como emoção e personalidade, e dois exemplos são os modelos de Pinto (2008) e Bitencourt et al. (2013). Apesar deles utilizarem aspectos afetivos, ambos podem ser considerados como meta-modelos existentes sob outro modelo de confiança

e reputação já existente. Nos dois casos, esses fatores são utilizados de forma simplificada, ou seja, nenhum processo de como tais valores são calculados para efetivamente construir a confiança são utilizados. Este contexto está relacionado ao que afirma Carofiglio e de Rosis (2005), que na maioria dos modelos cognitivos os parâmetros são em geral aleatórios e a estimativa dos valores de confiança são muito subjetivos, não existindo maneira de explicá-los.

Em suma, neste tipo de modelo não é possível explicar os comportamentos, ou seja, de onde vieram as ações e avaliações, pois nenhum aspecto afetivo é utilizado para a construção da confiança. Outro fator é que não são exploradas teorias psicológicas e/ou afetivas para a construção desses modelos, tais como a teoria das emoções básicas de Ekman (1992) ou teorias de personalidade que utilizam a abordagem de traços como a Teoria dos Cinco Grandes Fatores (GOLDBERG, 1993). Dessa forma, a principal motivação desta tese é mostrar porque os aspectos afetivos podem auxiliar na construção de modelos de confiança e reputação mais realistas e próximos ao comportamento humano, expondo a importância deste tipo de informação no cálculo da confiança. Com isso, a primeira hipótese indica que (i) diferentes dimensões dos modelos de confiança e reputação requerem diferentes aspectos afetivos para sua operacionalização. Outra motivação importante deste estudo é utilizar esses aspectos afetivos (emoção e traços de personalidade) para a construção de um novo modelo de confiança e reputação que leve em consideração tais fatores. Assim sendo, a segunda hipótese diz respeito à (ii) possibilidade de desenvolvimento de modelos de confiança e reputação afetivos, com utilidade similar aos modelos já existentes que não levam em conta esses aspectos. Outra hipótese é que, (iii) por meio de uma base de dados textual seja possível inferir os traços de personalidade dos usuários e também o conjunto de emoções transmitidas nos textos, sendo que esses dados podem ser utilizados para a composição da confiança de usuários e reputação de itens. Outra hipótese é que (iv) sistemas afetivos de confiança e reputação podem ser particularmente adaptados para aplicações de avaliação de itens quando há informação textual existente. Com isso, almeja-se que o modelo proposto (v) tenha resultados equivalentes ou melhores do que modelos puramente numéricos ou modelos cognitivos que não levam em conta aspectos afetivos.

1.2. Objetivos

O objetivo principal desta tese é o desenvolvimento de um modelo de confiança e reputação que leve em conta os traços de personalidade do usuário e suas emoções inferidas a partir de textos, aplicado em um sistema de avaliação textual de itens. Neste cenário, os traços de personalidade e as emoções são utilizadas para compor o modelo de confiança do usuário, enquanto que somente as emoções tem o papel de compor o modelo de reputação dos itens avaliados. São objetivos específicos da tese:

- Mapeamento das contribuições dos aspectos afetivos para os modelos de confiança e reputação, explicitamente indicando a importância deste tipo de informação em cada uma das dimensões dos modelos; construindo assim um modelo conceitual afetivo;
- Construção de bases de dados de sistemas de avaliação para o desenvolvimento dos experimentos;
- Análise de correlação e precisão dos aspectos afetivos (traços de personalidade e emoção) com os valores de reputação numérica já existentes originalmente nas bases de dados;
- Análise acerca da contribuição dos aspectos afetivos para a melhoria dos modelos gerados.

1.3. Organização

Esta tese está dividida em duas partes, sendo que a primeira contém os Capítulos 2 e 3 enquanto que a segunda é composta pelos Capítulos 4, 5 e 6. O Capítulo 2 apresenta os modelos de confiança e reputação, bem como suas dimensões e características. O objetivo deste conteúdo é fornecer uma visão geral sobre os principais conceitos da área, pois o modelo proposto faz uso de tais dimensões e características. O Capítulo 3 apresenta conceitos sobre Computação Afetiva, bem como o embasamento dos aspectos afetivos que são utilizados no desenvolvimento do modelo. Além disso, são discutidas as relações da confiança com os seguintes aspectos: tomada de decisão, emoção e personalidade. Por fim, são apresentados os sistemas que inferem traços de personalidade e emoção a partir de textos.

No que diz respeito à segunda parte da tese, o Capítulo 4 apresenta as relações existentes entre aspectos afetivos e os modelos de confiança e reputação, indicando as contribuições que a Computação Afetiva pode trazer para as dimensões dos modelos. O intuito deste capítulo é justificar a utilização de aspectos afetivos em modelos de confiança e reputação; caracterizando o modelo conceitual afetivo. O Capítulo 5, por sua vez, apresenta o método utilizado para a construção do modelo de confiança e reputação afetivo computacional, abordando seus fluxos de entrada, de saída e recursos utilizados. São apresentadas também as bases de dados construídas, exemplificando como o modelo é aplicado na prática. Além disso, é também apresentada uma discussão sobre as dimensões que o modelo proposto faz uso. O Capítulo 6 discute os resultados obtidos nos experimentos para identificação de correlação e precisão entre (i) traços personalidade e reputação e (ii) emoção e reputação; ambos aplicados em quatro bases de dados utilizadas. O objetivo destes experimentos é avaliar se a abordagem proposta apresenta resultados similares ou melhores do que as abordagens puramente numéricas existentes nas bases de dados. Por fim, o Capítulo 7 apresenta as conclusões e os trabalhos futuros.

Parte I – Fundamentação Teórica

Capítulo 2

Modelos de Confiança e Reputação

Este capítulo tem o objetivo de apresentar na Seção 2.1 um apanhado geral sobre as definições de confiança e reputação, bem como mostrar conceitos sobre os modelos de confiança e reputação desenvolvidos na literatura. O foco principal deste capítulo é mostrar nas Seções 2.2.1 e 2.2.2 o que é um modelo de confiança e reputação por meio da apresentação das dimensões e características comumente utilizadas em seu desenvolvimento.

2.1. Confiança e Reputação

Os conceitos de confiança têm sido discutidos por várias disciplinas e com diferentes perspectivas, bem como Economia (MARIMON et al., 2000), Filosofia (PLATO, 1955; HUME, 1975), Sociologia (BUSKENS, 1998) e Psicologia (BROMLEY, 1993; KARLINS; ABELSON, 1970). Com relação à Ciência da Computação, cenários como sistemas distribuídos, sistemas multiagente, comércio eletrônico, redes P2P, sistemas de recomendação e de avaliação alavancaram o interesse por essa linha de pesquisa (ARTZ; GIL, 2007). Luhmann (1979) explorou os conceitos de confiança dentro da área da Filosofia, definindo-a como uma atitude relacionada à incerteza, complexidade e inabilidade para prever o futuro.

Castaldo (2003), por sua vez, a define como uma atitude baseada em crenças sobre as características de outra pessoa e alguns elementos de uma situação particular. Sirdeshmukh et al. (2002) define confiança como as expectativas que alguma pessoa e/ou consumidor possui sobre os prestadores de serviços, avaliando se eles são responsáveis e podem ser confiados sobre suas promessas. Por outro lado, Rousseau et al. (1998) e Simpson (2007) sugerem confiança como um estado que compreende intenções de aceitar vulnerabilidades baseado em expectativas positivas das intenções do comportamento dos outros. Além dessas definições, outros autores levam em consideração probabilidades (GAMBETTA, 1988), risco (CASTELFRANCHI; FALCONE, 2001), crenças e dependências (JOSANG, 1996) e delegação (CASTELFRANCHI; FALCONE, 2001). Por outro lado, o oposto da confiança é a desconfiança (*distrust*), que é considerada como uma “confiança negativa” ou expectativas negativas sobre a competência ou ações de uma entidade. Baseado nisso, é possível afirmar que se a confiança é baixa, o nível de desconfiança é alta.

Outro conceito relacionado à confiança é a reputação, que é definida como a coleção de opiniões recebidas de outros usuários (NUNES; 2011), ou a expectativa do comportamento de alguém baseado em interações passadas indicadas por outros (ABDUL-RAHMAN; HAILES, 2000). Similarmente, Kreps e Wilson (1982) a define como uma característica atribuída à uma pessoa por outra pessoa ou uma comunidade. Mui et al. (2002), por sua vez, definem reputação como a percepção que um agente cria por meio de ações passadas sobre suas intenções e normas, estando relacionada às expectativas mantidas dos outros. Adicionalmente com relação a expectativas, Grishchenko et al. (2004) argumenta sobre expectativas relacionadas ao cumprimento de um evento esperado para estar próximo de um nível médio de cumprimento de eventos passados. Por outro lado, Wang e Vassileva (2003) argumentam que a reputação é a crença que alguém possui sobre as capacidades, honestidade e confiabilidade de alguém com base em recomendações recebidas de outros. Por fim, Misztal (1996) apresenta uma definição com cunho social, argumentando que a reputação ajuda a gerenciar a complexidade da vida social pelo fato de destacar pessoas de confiança que possuem interesse em cumprir promessas realizadas.

Além dessas definições, é importante apresentar conceitos relativos à confiança cognitiva e confiança afetiva. A primeira diz respeito a crenças baseadas em opiniões ou conhecimento sobre objetos (ROSENBERG; HOLEVAND, 1960), pode ser rapidamente construída (McKNIGHT et al., 1998; MEYERSON et al., 1996) e é composta por um

conteúdo racional (CASTALDO, 2003). Em suma, a confiança cognitiva é relacionada a decisões conscientes baseadas em competência, responsabilidade e dependência (BUTLER, 1991). Por outro lado, a confiança afetiva é relacionada a um forte conteúdo emocional ou afetivo dado pelo nível de cuidado e também baseado em aspectos emocionais desenvolvidos entre os indivíduos (JOHNSON-GEORGE; SWAP, 1982; McALLISTER, 1995). Em suma, a confiança cognitiva é relativa a processos e mecanismos que habilitam predições comumente baseadas em probabilidades e estatísticas, enquanto a confiança afetiva é baseada em emoção ou aspectos afetivos.

2.2. Modelos de Confiança e Reputação

Para construir sistemas baseados em conceitos de confiança e reputação, pesquisadores têm desenvolvido modelos específicos que agregam um conjunto de dimensões e características para sua operacionalização. Considera-se um modelo de confiança e reputação uma arquitetura desenvolvida principalmente para três propósitos: (i) extrair dados do ambiente ou de outros usuários, (ii) utilizar esses dados para computar a confiança e/ou reputação e, (iii) baseado nos valores calculados, auxiliar nos processos de tomada de decisão (GRANATYR et al., 2015). Neste contexto, um processo de tomada de decisão está comumente associado à escolha do melhor parceiro para algum tipo de interação.

Os modelos são compostos por dimensões e características e as duas próximas seções tem o objetivo de apresentar os principais conceitos relativos à esses itens.

2.2.1. Dimensões dos modelos

Define-se dimensão do modelo a maneira como o mesmo foi projetado, tal como sua arquitetura interna. Uma dimensão deve ser levada em consideração quando um novo modelo é construído e é comumente utilizada para avaliá-los ou compará-los (GRANATYR et al. 2015). Na Figura 2.1 apresenta-se uma visão conceitual das dimensões, na qual é possível observar que os modelos de confiança e reputação são compostos por uma série de dimensões, enquanto que algumas das dimensões são formadas por um conjunto de valores (tipo de paradigma e fontes de informação). Esta figura exemplifica o que é um modelo de confiança e reputação; e a seguir, cada uma dessas dimensões será explanada.

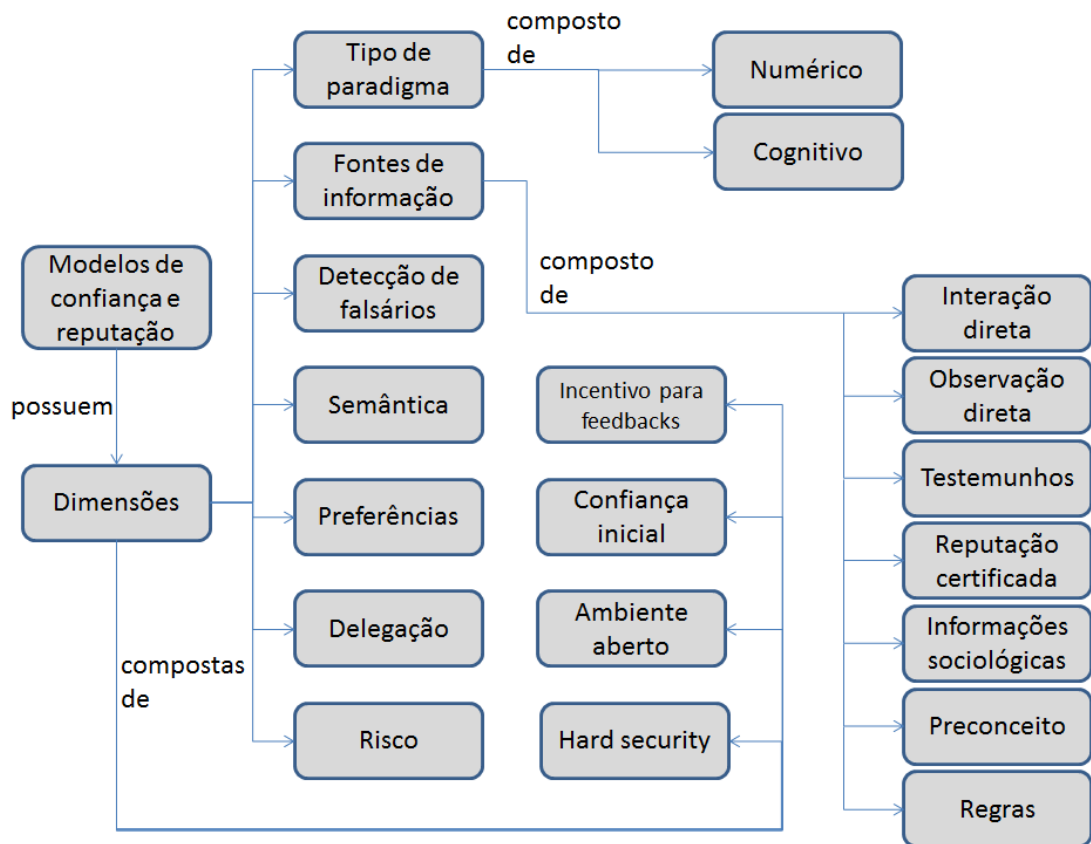


Figura 2.1. Dimensões dos modelos (Adaptado de GRANATYR et al., 2015)

Tipo de Paradigma

O tipo de paradigma está relacionado ao método usado para construir o modelo, e de acordo com Sabater e Sierra (2005) ele é classificado em numérico e cognitivo. Além disso, outra possibilidade são os modelos híbridos que podem fazer uso dessas duas abordagens em conjunto.

O paradigma numérico é baseado em agregações numéricas de interações passadas e usualmente são baseados em estatísticas e probabilidades, sendo um exemplo o sistema de reputação do *eBay* (EBAY, 2017). Neste cenário, os usuários avaliam os outros de acordo com os resultados de transações realizadas, sendo que todas essas avaliações são agregadas para formar a reputação do usuário. Por outro lado, os modelos cognitivos são relacionados a crenças, estados mentais e consequências mentais, estando próximos das arquiteturas BDI (*Believe, Desire e Intention*) (BRATMAN, 1999). Alguns exemplos deste paradigma são o uso de competência, teorias sociais, autoestima, amizade e mapas cognitivos.

Fontes de Informação

As fontes de informação são técnicas utilizadas pelos modelos para extrair dados do ambiente ou de outros indivíduos com o intuito de calcular valores de confiança. Como apresentado por Granatyr et al. (2015) e Sabater e Sierra (2005), existem diversas maneiras para executar essa tarefa, as quais dependem do contexto e do tipo de aplicação. Alguns exemplos são: (i) interação direta, (ii) observação direta, (iii) informações de testemunhos, (iv) informações sociológicas, (v) preconceito, (vi) reputação certificada e (vii) regras. A seguir cada uma dessas abordagens será explanada.

A **interação direta** ocorre quando um indivíduo necessita interagir com outro diretamente para somente depois receber a avaliação desta interação (SABATER; SIERRA, 2005). Por exemplo, um comprador precisa primeiro comprar um produto de um vendedor, para somente depois ser capaz de avaliar a transação; e conseqüentemente, o vendedor. A interação direta é considerada uma das mais relevantes fontes de informação, porém, são necessárias muitas interações para obter um grande número de avaliações. Alguns exemplos de modelos que fazem uso somente da interação direta é o de Marsh (1994), o MDT (GRIFFITHS, 2005) e o de Hercock (2007).

Enquanto na interação direta um usuário necessita se relacionar com outro para saber o resultado de uma transação, na **observação direta** o usuário pode observar externamente o comportamento passado ou presente dos outros usuários. Após algumas características terem sido observadas, o usuário pode então tomar uma decisão sobre interagir ou não. Alguns exemplos dessas características são: quantidade de avaliações, porcentagem de votos positivos recebidos, análise do conteúdo de mensagens e resultados de contratos. Exemplos de modelos que implementam essa fonte de informação são os de Carter e Ghorbani (2003), Rettinger et al. (2008), Sierra e Debenham (2005) e Klejnowski et al. (2010).

Por outro lado, a fonte de informação relativa a **testemunhos** é utilizada quando o usuário não possui informações de interações diretas e necessita consultar os outros membros da comunidade para obter informações sobre o usuário, os quais já tiveram interações diretas com ele anteriormente. Esse processo é também chamado de reputação, pois é calculado pela agregação da opinião dos outros. Exemplos de modelos que abordam esse tipo de fonte de informação é o *TRAVOS* (TEACY et al., 2006), *BRS* (JOSANG; ISMAIL, 2002) e o *TRUMMAR* (DERBAS et al., 2004).

De forma similar às informações de testemunhos, a **reputação certificada** ocorre quando o usuário avaliado possui uma lista de outros agentes que podem testemunhar sobre ele. Em outras palavras, essa técnica é considerada como uma carta de recomendação que um empregador escreve sobre um empregado; desta forma, o empregado registrará a recomendação do empregador que conterá todas as informações sobre o empregado (HUYNH et al., 2006). Exemplos de modelos que utilizam essa técnica é o *FIRE* (HUYNH et al., 2004) e o de Botelho et al. (2009).

Outra fonte de informação são as **informações sociológicas**, que são relativas ao relacionamento social dos usuários e seus papéis na comunidade, requerendo análise de redes sociais para sua operacionalização. Alguns conceitos utilizados por modelos são o uso de sociogramas e estruturas baseadas em amizade, familiaridade e camaradagem (SUTCLIFFE; WANG, 2012; LIU; DATTA, 2012). Outra abordagem bastante utilizada é a definição de comunidades confiáveis (*trust community*), que são compostas por usuários confiáveis entre si. Desta forma, esperam-se altos níveis de confiança para membros pertencentes ao mesmo grupo (DERBAS et al., 2004).

Por outro lado, a fonte de informação de **preconceito** diz respeito a sinais que identificam um indivíduo como membro de um grupo, tais como cor da pele, crenças religiosas, locais de trabalho anteriores, qualificações educacionais, atividades de lazer, gênero, idade, localização, aspectos culturais, linguagem, nacionalidade, moralidade, dentre outros (SABATER; SIERRA, 2005; MOKHTARI et al., 2011). Esta fonte de informação está relacionada à criação de estereótipos para os usuários, geralmente constituídos por meio da observação de características (BURNETT et al., 2012). Uma abordagem utilizada neste contexto é o uso de algoritmos de aprendizagem de máquina para construir perfis de usuários, tendo como entrada os dados sobre as transações realizadas. Desta forma, os algoritmos encontrarão padrões nos dados para a definição de perfis baseados em informações de preconceito.

Finalmente, a última fonte de informação é relacionada as **regras**, que são normas sociais pré-definidas dentro do modelo e tem como objetivo padronizar o comportamento dos usuários, prevenindo ações diferentes daquelas definidas pelas normas. Um exemplo é o modelo *FIRE* (HUYNH et al., 2004), que apresenta regras para a venda de produtos em um cenário de comércio eletrônico. Neste contexto, vendedores não podem comercializar produtos com preço e qualidade abaixo ou acima de limiares previamente estabelecidos no

sistema. Outros exemplos que utilizam esses conceitos são os modelos de Hermoso et al. (2010), de Carter et al. (2002), o *ASC-TMS* (YAICH et al., 2011) e o *FOCET* (MOKHTARI et al., 2011).

Detecção de falsários

Esta dimensão está relacionada à capacidade do modelo de identificar fraudes nas comunicações (SABATER; SIERRA, 2005), e em geral são utilizadas técnicas baseadas em detecção de similaridade. Para isso, as interações anteriores são comparadas com as atuais com o intuito de identificar mudanças bruscas de comportamento, ou seja, a não similaridade nas ações comparadas pode ser um indicativo de que a informação transmitida é falsa. Alguns exemplos de modelos que tem seu foco nessa dimensão é o *TRAVOS* (TEACY et al., 2006), o *SecuredTrust* (DAS; ISLAM, 2012), o *DiReCT* (ABOULWAFI; BAHGAT, 2012) e o *iCLUB* (LIU et al., 2011).

Semântica e Preferências

A **semântica** ou multidimensionalidade está relacionada à utilização de diversos valores para computar a confiança de um usuário, ou seja, é feita a conversão de um único valor de confiança para uma média composta por vários fatores (LU et al., 2009; ALJAZZAF et al. 2010). Por exemplo, o modelo *Regret* (SABATER; SIERRA, 2002) apresenta uma estrutura ontológica com definição de pesos de importância para características como **prazo de entrega** e **qualidade do produto** em um cenário de comércio eletrônico. Com isso, o valor da confiança de um vendedor é dado pela união desses dois fatores. Em geral, os modelos utilizam ontologias para a modelagem da multidimensionalidade, e alguns exemplos são os trabalhos de Bertocco e Ferrari (2008), Wang e Zhang (2002) e o *Priority-Based Trust Model* (SU et al., 2013).

Enquanto a semântica permite a representação da confiança baseada em fatores diversos, as **preferências** estão relacionadas à definição de pesos para cada atributo dependendo das necessidades do modelo (ALJAZZAF et al., 2010). Por exemplo, no modelo de Koster e Sabater (2011) foi implementado um sistema de prioridade no qual é possível definir os aspectos mais importantes baseados em objetivos; ou seja, se o preço é mais

importante que o tempo de entrega, uma regra é criada para atender essa necessidade. Como pode ser observado, na maioria dos casos, para existir a dimensão de preferências primeiramente é necessário que o modelo apresente a multidimensionalidade. Outros exemplos de modelos que implementam preferências são o *MDT* (GRIFFITHS, 2005), o *CRM* (KHOSRAVIFAR et al., 2012) e o *FOCET* (MOKHTARI et al., 2011).

Delegação e Risco

Os conceitos de confiança em cenários de delegação foram inicialmente abordados por Castelfranchi e Falcone (2001), que argumentam que a confiança é primordial neste tipo de cenário; estando relacionadas a processos mentais e cognitivos para a tomada de decisão. Em geral, modelos que tratam de delegação estão preocupados com a seleção dos melhores parceiros para a execução de tarefas, bem como o seu monitoramento com o intuito de controlar e gerenciar se as tarefas já delegadas estão sendo executadas corretamente. Dois exemplos de modelos são o *MDT* (GRIFFITHS, 2005) e o modelo de Burnett et al. (2012). O primeiro é focado em delegação em cenários de computação em grade, enquanto que o segundo implementa uma função de pagamento para agentes dependendo dos resultados das tarefas delegadas. Neste sentido, os agentes aumentam sua utilidade quando as tarefas são cumpridas com êxito.

Similarmente, os cálculos que dizem respeito aos riscos estão diretamente relacionados à delegação, pois de acordo com Lu et al. (2009), é necessário utilizar estimativas de risco nos modelos de confiança e reputação para (i) monitorar mudanças no ambiente e (ii) calcular o impacto de risco antes de escolher um agente para delegar uma tarefa. Dois exemplos são os modelos de Wang et al. (2007) e Ramchurn et al. (2004). O primeiro apresenta funções de utilidade para mensurar o risco antes de interações, enquanto que o segundo desenvolve funções para estimar o grau de utilidade que o agente pode perder nas interações.

Incentivo para *feedbacks*

Um dos problemas dos modelos que utilizam informações de testemunhos como fonte de informação é que usuários podem não ter interesse em cooperar ou prover informações

verdadeiras sobre as interações realizadas. De acordo com Jurca e Faltings (2003), isso pode ocorrer porque caso os usuários sempre relatem a verdade, estão de certa forma aumentando a competitividade dos outros. Por outro lado, se usuários enviarem informações falsas estarão decrementando a competitividade dos outros e incrementando sua própria reputação. Com isso, o objetivo desta dimensão é prover os modelos com mecanismos nos quais os usuários são obrigados a prover *feedbacks* ou que recebam alguma bonificação por enviarem informações verdadeiras, as quais são armazenadas em um repositório. Por exemplo, no modelo de Carter et al. (2002) existe uma regra para *feedbacks*, que caso os usuários não a respeitem terão sua reputação decrementada. Jurca e Faltings (2003) usam abordagem similar, ou seja, quando os usuários necessitam de recomendações precisam comprar estas informações de testemunhos; e para terem condições de compra-las necessitam vender os *feedbacks* de suas transações.

Confiança inicial e Ambiente aberto

De acordo com duPreez (2009), a confiança é composta por algumas fases distintas, começando com a definição da confiança inicial até a sua dissolução no decorrer do tempo. Neste contexto, Aljazzaf et al. (2010) argumentam que é necessário inicializar o valor inicial de confiança de um usuário que recém entrou no sistema, de modo que não prejudique o próprio usuário pelo fato de ainda ninguém ter interagido com ele. De modo similar, os outros usuários também não devem ser prejudicados pelo novo usuário caso se trate de um agente malicioso. Por isso, algumas das técnicas comumente utilizadas neste cenário é o uso de aprendizagem de máquina para a construção de um estereótipo do usuário com base em suas características (fonte de informação de **preconceito**). Alguns exemplos de utilização de aprendizagem de máquina são os modelos de Burnett et al. (2012), de Montaner et al. (2002) e o *IRTM* (RETTINGER et al., 2007). Além disso, Yu et al. (2008) utilizam lógica nebulosa, Shi et al. (2005) usam probabilidades *bayesianas*, enquanto que Rettinger e al. (2008), Derbas et al. (2004) e Sharma et al. (2012) analisam informações do ambiente para a composição da confiança inicial.

Neste mesmo contexto estão presentes os ambientes abertos, que são sistemas nos quais os participantes possuem interesses distintos, podendo entrar e sair a qualquer momento. Com isso, o controle do ambiente transforma-se em um ponto crítico do modelo, pois é

impossível que somente uma autoridade central consiga gerenciar todo o ambiente (HUYNH et al., 2004). Desta forma, modelos como o de Teacy et al. (2006), Liu e Datta (2011) e Teacy et al. (2006) abordam a representação de contextos utilizando ontologias, as quais são capazes de ajustarem-se de acordo com as alterações ocorridas no ambiente. Outra técnica para gerenciamento de ambientes abertos são as informações de preconceito, pois como visto anteriormente, elas atribuirão um valor de confiança inicial para novos usuários.

Hard security

Essa dimensão está relacionada a mecanismos tradicionais de segurança, tais como identidade, integridade, privacidade e autenticidade; normalmente implementados por meio de técnicas de criptografia e políticas de acesso. O objetivo dessa dimensão é prover os modelos com a camada de segurança já existente em sistemas distribuídos para aumentar a proteção. Por exemplo, o *DiReCT* (ABOULWAFI; BAHGAT, 2012) apresenta mecanismos de credenciais e permissões ligadas aos mecanismos de confiança, enquanto que os trabalhos de Huynh et al. (2006), Botelho et al. (2009) e Borrell et al. (2001) utilizam assinatura digital para garantir a confiabilidade das informações transmitidas entre os agentes.

2.2.2. Características dos modelos

Definem-se como características do modelo os aspectos de implementação e particularidades, não sendo diretamente relacionadas à aspectos arquiteturais ou de projeto (GRANATYR et al., 2015). A seguir são apresentados mais detalhes sobre cada uma das características dos modelos elencadas por Sabater e Sierra (2005) e Pinyol e Sabater (2013), ou seja: (i) visibilidade, (ii) granularidade, (iii) medidas de confiabilidade e (iv) modelo de confiança.

Visibilidade

A visibilidade diz respeito a como o valor de confiança é visto dentro do sistema, sendo classificada como **subjéctiva** ou **global**. No primeiro caso a confiança é uma propriedade privada construída por todos os agentes e um exemplo é a seguinte afirmação:

não é possível falar sobre a reputação do usuário **A**, mas sobre a reputação de **A** de acordo com as opiniões de **B**. Por outro lado, a visibilidade global está disponível para todos os membros do sistema, ou seja, os valores de reputação podem ser observados por todos os usuários, o que a caracteriza como um atributo centralizado (SABATER; SIERRA, 2005).

Granularidade

A granularidade está relacionada à maneira como o modelo utiliza informações já existentes no contexto para os cálculos de confiança, sendo classificado como **não dependente de contexto** e **dependente de contexto**. Modelos pertencentes à primeira categoria não utilizam informações do ambiente ou variáveis específicas de um domínio, sendo considerados multicontexto e que podem ser utilizados em diversos cenários. Por outro lado, modelos que dependem de contexto são associados a cenários particulares nos quais os valores de confiança precisam de um contexto específico para serem calculados. Modelos que são desenvolvidos para domínios específicos também entram nesta categoria (SABATER; SIERRA, 2005).

Medidas de confiabilidade

Esta característica indica se o modelo apresenta mecanismos que garantam a confiabilidade das medidas de confiança calculadas, estando relacionada à relevância do valor de confiança calculado. Geralmente esses dados indicam o número de interações, a confiabilidade dos testemunhos ou à idade das informações utilizadas nos cálculos de confiança (SABATER; SIERRA, 2005). Caso o modelo utilize algum desses mecanismos, é possível afirmar que o mesmo faz uso de alguma medida de confiabilidade. Alguns exemplos são os modelos de Carter et al. (2002), que implementa cálculos de peso, o *RRFAF* (ROSACI, 2011) que faz uso de matrizes de confiabilidade; e o *SecuredTrust* (DAS; ISLAM, 2012) que apresenta funções de decaimento dos valores de confiança com o passar do tempo. Neste contexto, transações que ocorreram há mais tempo possuem menor peso do que transações mais recentes.

Modelo de Confiança

Pinyol e Sabater (2013) discutem se uma arquitetura deve ser classificada como um modelo de confiança ou como um modelo de reputação, argumentando que não existe na literatura um consenso geral entre esses dois termos. Inicialmente, Sabater e Sierra (2005) definem como modelo de confiança uma estrutura que apresenta somente a fonte de informação de interação direta, enquanto que um modelo que faz uso de informações de testemunhos é classificado como um modelo de reputação. Neste sentido, Pinyol e Sabater (2013) alegam que um modelo é considerado de confiança caso exista um raciocínio prático relacionado a interagir ou não com outro usuário. Desta forma, os autores consideram como modelo de confiança uma arquitetura que não somente calcule os valores, mas que também utilize esses valores em um processo de tomada de decisão. Com base nessas duas classificações, nesta tese será utilizada a definição de Pinyol e Sabater (2013) para a posterior análise do modelo proposto no Capítulo 5.

2.3. Conclusão

Este capítulo teve o objetivo de apresentar as dimensões e características comumente utilizadas no desenvolvimento dos modelos de confiança e reputação, abordando brevemente cada uma. O intuito de apresentar esses itens é para posteriormente vinculá-los com aspectos afetivos que podem ser aplicadas em cada uma das dimensões (Capítulo 4), bem como relacioná-las ao modelo proposto (Capítulo 5). O próximo capítulo tem o objetivo de apresentar a fundamentação teórica que está relacionada à área da Computação Afetiva.

Capítulo 3

Computação Afetiva

Este capítulo tem por objetivo apresentar uma visão da Computação Afetiva na Seção 3.1, bem como introduzir os aspectos afetivos utilizados na presente tese, tais como afeto, emoção, *sentiment*, *feelings*, humor e personalidade (Seção 3.2). Posteriormente, são discutidos temas que têm relação à utilização de aspectos afetivos e confiança, ou seja, a importância deste tipo de informação na tomada de decisão (Seção 3.3), bem como ligações existentes entre emoção e confiança (Seção 3.4) e personalidade e confiança (Seção 3.5). Por fim, nas Seções 3.6 e 3.7 apresentam-se os sistemas para inferência de traços de personalidade e de emoção a partir de textos que foram utilizados para experimentação do modelo proposto.

3.1 Computação Afetiva

De acordo com Nunes et al. (2012), o estudo da influência dos aspectos afetivos humanos na melhoria da tomada de decisão tem se tornado uma tendência. Desta maneira, diversos campos de pesquisa têm aplicado esses aspectos, tais como interação humano-computador, educação tecnológica, jogos sérios, comércio eletrônico e sistemas de recomendação (NUNES et al., 2012). Pesquisadores de Ciências Sociais e Neurologia também tem demonstrado a importância de aspectos afetivos durante o processo de tomada de decisão, tais como Damasio (1994), Scherer (2005), Simon (1983), Paiva (2000), Picard (1997), Trappl et al. (2003), Thargard (2006) e Nunes (2008). Devido ao grande crescimento de aplicações como *blogs*, redes sociais, sistemas de avaliação e comércio eletrônico, muitos desses dados (tais como personalidade, emoção e humor) podem ser inferidos da *web* por

meio de textos, o que caracteriza uma oportunidade para explorar tais dados sob uma perspectiva afetiva.

Desta forma, a Computação Afetiva é um campo da Ciência da Computação que utiliza esse tipo de dado para a construção de hardware e software que podem ter a capacidade de simular emoção, bem como expressá-las e reconhecê-las em computadores (PICARD, 1997). Neste sentido, Bates (1994) discutiu as primeiras ideias sobre a definição de personagens credíveis que simulam emoções, enquanto que Rossignac-Milon (2010) cita alguns modelos de Computação Afetiva e aborda formas de reconhecer emoção por meio de expressão facial, fala, sinais biológicos, postura e gestos do corpo. Outros pesquisadores que apresentam ideias, discussões, análises e exemplos de aplicações no campo da Computação Afetiva são Sloman (1999), Picard (2003), Ward e Marsden (2004) e Hulovatyy et al. (2014).

3.2 Terminologia dos aspectos afetivos

Esta seção tem o intuito de apresentar algumas definições de aspectos afetivos que são importantes para o entendimento da presente tese. Inicialmente são apresentadas as definições e diferenças entre os conceitos de afeto, *feelings*, *sentiment*, emoção e humor. Logo após são apresentadas definições de personalidade, bem como o detalhamento do Modelo dos Cinco Grandes Fatores (abordagem de traços) que será utilizado na experimentação do modelo proposto. É importante enfatizar que os termos *feelings* e *sentiment* não foram traduzidos para o português com o intuito de evitar distorções de interpretação.

Afeto, *feelings*, *sentiment*, emoção e humor

De acordo com Munezero et al. (2014), afeto é o termo mais abstrato e geral e inclui emoção, *feelings* e *sentiment*. Determina as relações do corpo com o ambiente e com os outros indivíduos e um exemplo é a expressão do latido de um cachorro ou o choro de um bebê. Desta forma, o afeto é uma predisposição dos sistemas corporais para reagir a estímulos internos ou externos, existindo antes mesmo que a consciência pessoal se desenvolva. Em suma, o afeto é o predecessor das emoções e dos *feelings*.

Feelings é uma ampla categoria de sensações psico-fisiológicas ou fenômenos afetivos aos quais as pessoas têm acesso consciente direto. Essas sensações ocorrem em relação a

experiências pessoais, visto que este conjunto de sensações é baseado na interpretação e rotulação dos *feelings*. Utilizando como base o mesmo exemplo do bebê chorando, a criança não experimenta *feelings* porque lhe falta linguagem, ou seja, ela experimenta somente o afeto (MUNEZERO et al, 2014).

No que diz respeito às emoções, elas são consideradas um conjunto complexo pré-consciente de interações entre fatores objetivos e subjetivos mediados pelo sistema neural e hormonal, podendo dar origem a experiências afetivas como excitação, prazer e desagrado. São baseadas na resposta de eventos internos ou externos, sendo consideradas como projeções ou manifestação de *feelings* com valência e intensidade (SCHERER, 2001). As emoções são transmitidas para o mundo e expressam o estado interno do indivíduo ou então para o cumprimento de expectativas sociais, o que acarreta em um impacto maior nos comportamentos. Considerando o exemplo do bebê chorando, ele exibe emoção embora não tenha as habilidades de linguagem para experimentar *sentiment*, sendo consideradas como expressões diretas de afeto. Em suma, *feelings* são universais e podem ser utilizados para o estudo do comportamento humano, enquanto que o conceito de emoção está relacionado à cultura e ligado com as experiências de cada indivíduo.

Em contrapartida, *sentiment* são padrões socialmente construídos por gestos expressivos organizados em torno de uma relação com um objeto social, possuindo uma disposição duradoura baseado em um efeito positivo ou negativo com relação a alguma entidade. Um *sentiment* é formado quando um determinado objeto é constantemente percebido ou pensado por um indivíduo, e com o tempo, esse indivíduo cria uma ideia disposicional em direção ao objeto. Embora os termos *sentiment* e emoção tem sido usados algumas vezes sem diferenciação na literatura, *sentiment* são formados e direcionados a algum objeto enquanto que as emoções nem sempre são direcionadas a um objeto (FRIJDA, 1986).

Por fim, o humor possui baixa intensidade, nenhuma causa aparente e tem uma duração maior (SCHERER, 2001). Alguns exemplos de humores são: deprimido, chateado e nervoso. Um dos aspectos que permite a distinção entre aspectos afetivos é o tempo de duração, ou seja, enquanto emoções são limitadas a minutos, o humor pode durar dias ou semanas.

Para exemplificar esses conceitos na Figura 3.1 é apresentada a ligação entre esses termos (com exceção do humor), podendo-se observar que o afeto é o mais geral e é o predecessor de *feelings*, emoção e *sentiment*.

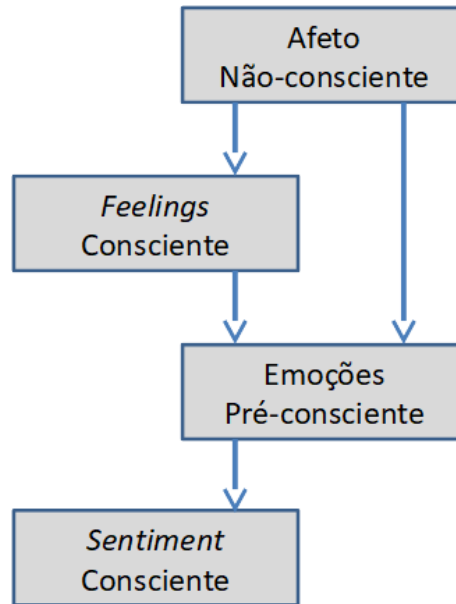


Figura 3.1. Afeto, *feelings*, emoções e *sentiment* (adaptado de MUNEZERO et al, 2014)

Neste contexto, existem as Teorias *Appraisal* que consideram as emoções como resultado de uma avaliação subjetiva de um determinado evento que está acontecendo em um dado momento (LAZARUS, 1991). Desta maneira o evento impactará o bem-estar do indivíduo e disparará diferentes respostas e padrões de ações. Uma das teorias mais utilizadas é o modelo de emoções OCC (ORTONY et al., 1988), que assume que as emoções são desenvolvidas como resultado de cognições e interpretações, sendo considerado como reações com valências (positiva, negativa ou neutra) a eventos, agentes ou objetos. O modelo é composto por 22 emoções, 11 positivas e outras 11 negativas. Faz parte do conjunto de emoções positivas: feliz por, regozijo, esperança, satisfação, alívio, alegria, orgulho, admiração, gratificação, gratidão e amor. Por outro lado, as emoções negativas são: pena, ressentimento, medo, medo confirmado, desapontamento, aflição, vergonha, censura, remorso, raiva e ódio.

Outro estudo bastante utilizado é o modelo das emoções básicas de Ekman (1992), que é composto por alegria, tristeza, medo, surpresa, raiva e desgosto. Esse estudo foi realizado com base nas aparências e expressões faciais que as pessoas apresentam, sendo conduzidos experimentos com pessoas para chegar à conclusão sobre a existência dessas emoções básicas.

Diferentemente da Teoria *Appraisal* que diz respeito à geração de emoções de acordo com eventos, o estudo de Ekman (1992) tem seu foco somente em sua identificação.

Personalidade

A personalidade possui maior tempo de duração, podendo durar anos ou até mesmo a vida inteira. Por esse motivo ela é importante em interações sociais de longa duração, pois contribui para comportamentos consistentes. Moffat (1997) define personalidade como tendências de comportamentos que são consistentes e independentes do tempo e da situação, sendo mais do que somente aparências físicas e também é passível de predição (SOLDZ; VALLIANT, 1998). Com respeito à área da Ciência da Computação, Castelfranchi et al. (1997) define personalidade como um estado interno que possui algumas funções, tais como: diferencia um indivíduo do outro, é relativamente estável, é mental, é relacionada à motivações e influencia a maneira como agentes raciocinam e constroem planos.

Existem mais de 18 teorias sobre personalidade, e cada uma delas tem seu foco em diferentes maneiras para representar e diferenciar as pessoas (CARTWRIGHT, 1979). Desse universo, a abordagem de traços é a mais utilizada por cientistas da computação pelo motivo de ser fácil mensurar traços e bastante viável para programá-los em computadores. Alguns campos de pesquisa que utilizam a abordagem de traços em Ciência da Computação são a predição/inferência automática de personalidade (QUERCIA et al., 2011, BACHRACH et al., 2012, MOHAMMADI; VINCIARELLI, 2012, NUNES et al., 2013, CELLI; ZAGA, 2013, ZHOU et al. 2014, KOSINSKI et al., 2014, ORTIGOSA et al. 2014, GOU et al. 2014, KUO; TANG, 2014, MARRIOT; BUCHANAN, 2014), caracteres sintéticos (DOCE et al 2010, ANDRÉ et al. 2000) e tomada de decisão (REICHARDT, 2008). Com relação à predição automática de personalidade, a Seção 3.6 apresenta os trabalhos que envolvem essa área.

Dentro da abordagem dos traços, a mais utilizada em Ciência da Computação é o modelo dos Cinco Grandes Fatores (JOHN; SRIVASTAVA, 1999) ou FFM (*Five Factor Model*), o qual foi anotado por Mcrae e John (1992) e possui as seguintes nomenclaturas em português: extroversão, agradabilidade, conscienciosidade, neuroticismo e abertura para experiência (MACHADO, 2016). Na Tabela 3.1 são mostrados esses traços juntamente com as características das pessoas que os apresentam.

Tabela 3.1: Traços de personalidade do modelo dos Cinco Grandes Fatores

Traços	Descrição
Extroversão	Amigáveis, assertivos e energéticos. São inspirados por situações sociais
Neuroticismo	Ansiosos, inseguros, impulsivos e mal humorados. Tendem a apresentar emoções negativas
Agradabilidade	Cooperativos, pacificadores e otimistas. Tendem a evitar conflitos
Conscienciosidade	Responsáveis, organizados, planejadores e perseverantes. Tendem a obedecer regras estritamente
Abertura para experiência	Curiosos, inteligentes e imaginativos. Tendem a procurar por coisas novas

Fonte: O autor

Como pode ser observado na Tabela 3.1, cada traço apresenta características distintas que tem o objetivo de diferenciar uma pessoa de outra. Nesta tese será abordada somente a Teoria dos Cinco Grandes Fatores pelo motivo citado anteriormente, ou seja, de ser a mais utilizada na área da Ciência da Computação e por estar fora do escopo desta tese uma comparação sobre as diferentes teorias existentes.

3.3 Aspectos afetivos e tomada de decisão

Essa seção apresenta e justifica a utilização de aspectos afetivos na tomada de decisão, pois de acordo com o que foi apresentado no Capítulo 2, um modelo de confiança e reputação tem o objetivo de calcular valores de confiança para posteriormente utilizá-los para tomar melhores decisões.

Neste contexto, de acordo com Marshall (1920), a maioria dos mecanismos para computar confiança são baseados em teorias que utilizam em geral somente funções de utilidade. Por mais que essa afirmação seja bastante antiga, de acordo com Granatyr et al. (2015) a maioria dos modelos de confiança e reputação existentes na literatura são baseados somente no paradigma numérico, o que acaba validando a afirmação de Marshall (1920). Sardo (2011) mostra que as abordagens de utilidade falham em descrever como os humanos se comportam em jogos sociais; comprovando em seus experimentos que a emoção afeta o quanto um jogador confia em outro, fato que confirma a importância desses aspectos em raciocínio estratégico. Johns e Silverman (2001) compartilham opinião similar, sugerindo que emoção é importante no processo de tomada de decisão e sua integração na arquitetura de agentes provê comportamentos mais realísticos do que uma abordagem puramente numérica.

Dunn e Schweitzer (2005), por sua vez, afirmam que pesquisadores têm provado que os estados emocionais afetam os julgamentos, enquanto Johnson e Grayson (2005) argumentam que consumidores se basearão nos sinais afetivos do provedor do serviço como um indicador de qualidade. Esses autores utilizam os conceitos da confiança afetiva (Capítulo 2) de maneira a demonstrar que o relacionamento entre os indivíduos está fortemente baseado em emoção.

Wade e Robison (2012) salientam três características para a inspiração da confiança. A primeira é a **habilidade**, que é relativa a julgamentos de acordo com experiências passadas, ou seja, os processos cognitivos são baseados em pensamento, lembranças e organização das informações. Como pode ser observado, essa primeira característica está relacionada à confiança cognitiva abordada no Capítulo 2, pois envolve processos cognitivos. Por outro lado, a segunda característica é chamada de **benevolência** e é baseada na ligação emocional entre duas partes, sendo criada pela expressão de cuidado, bem-estar, empatia, *rapport* e união. Essa segunda característica está relacionada à confiança afetiva. Por fim, a última característica é chamada de **integridade** e apresenta a união de ambas, ou seja, da confiança cognitiva e da confiança afetiva.

Sansonnet e Bouchet (2010) e Castelfranchi et al. (1997) argumentam que a utilização de arquiteturas afetivas em computação é feita por basicamente três razões. A primeira é para desenvolver modelos cognitivos e sociais mais completos e que possam reproduzir características relevantes de interações entre humanos, provendo às arquiteturas comportamentos mais similares aos humanos. A segunda razão é que tais arquiteturas podem prover o entendimento de situações, visto que o conhecimento sobre as estruturas afetivas poderá auxiliar no entendimento dos comportamentos. A última característica é também discutida por Dastani e Meyer (2006), que argumentam que o processo de tomada de decisão será mais eficiente, efetivo e credível por meio do uso de aspectos afetivos.

Com relação ao humor, Sloman (1987) discute que diferentes humores podem afetar a maneira como as pessoas percebem as coisas, interpretam as ações dos outros, fazem planos e tomam decisões. Desta forma, uma hipótese é que humor ou emoção poderão afetar a maneira como uma pessoa realiza avaliações sobre usuários ou itens em sistemas de avaliação. Por exemplo, caso uma transação tenha ocorrido conforme o planejado e o usuário estava de mau humor, a avaliação pode ser ruim devido ao mau humor; mesmo se tudo ocorreu conforme o planejado. Similarmente, Dunn e Schweitzer (2005) argumentam que muitos trabalhos

ignoram a relação entre aspectos afetivos e tomada de decisão, afirmando que muitas decisões importantes relativas à confiança são feitas em contextos com a presença de dados afetivos.

Similarmente à Damasio (1994); que afirma que aspectos afetivos possuem grande importância em decisões, Wade e Robinson (2012) argumentam que a confiança cognitiva é mais fácil para construir e gerenciar, porém, a confiança afetiva pode ser mais importante porque ela ajuda a moldar a emoção das pessoas quando formam decisões. Por esse motivo, os autores a consideram mais importante que a confiança cognitiva no processo de tomada de decisão.

3.4 Confiança e emoção

O objetivo desta seção é apresentar alguns relacionamentos existentes entre confiança e emoção, e neste sentido, Bonnefon et al. (2009) desenvolveram um *framework* lógico para a representação de emoções e confiança baseado no modelo OCC (ORTONY et al., 1988). Os autores identificaram relações entre a emoção da esperança e confiança, que conota expectativas positivas sobre um determinado evento, ou seja, quanto maior a expectativa, maior é o grau de confiança. Desta forma, os autores argumentam que a esperança implica em confiança, pois quando uma pessoa confia em outra com respeito à execução de uma ação, esta pessoa está esperançosa com o resultado que será obtido. Por outro lado, quando uma experiência confiada ocorre; ela implica em alegria, enquanto que a desconfiança pode implicar em medo e expectativas negativas.

Dunn e Schweitzer (2005) também apresentam a influência da emoção na confiança, argumentando que alegria e gratidão incrementam os níveis de confiança, enquanto que a emoção da raiva aumenta a desconfiança (*distrust*). Outros exemplos são: tristeza implica maior confiança que raiva, enquanto que alegria implica maior confiança que tristeza. Por outro lado, gratidão implica mais confiança que orgulho, enquanto que raiva implica menos confiança que culpa. Complementarmente, Piolle et al. (2005) examinaram a emoção do ciúme que “influencia o estado emocional do agente de uma maneira negativa”, o que indica baixos níveis de confiança devido ao fato de estar relacionada a ressentimento e frustração.

Um exemplo de modelo de confiança que utiliza as emoções do modelo OCC é o de Bitencourt et al. (2013), que tem o objetivo de induzi-las e permitir que os agentes apresentem aspectos afetivos além dos processos racionais. As emoções OCC são mapeadas em valores

quantitativos para serem integradas nos cálculos numéricos já existentes no modelo, sendo baseado no *Regret* (SABATER; SIERRA, 2002). Com isso, os autores programaram uma camada sobre este modelo para que as emoções sejam combinadas com os cálculos específicos já definidos no *Regret*. O cenário de aplicação do modelo é o comércio eletrônico, no qual as emoções são disparadas de acordo com eventos e são independentes da ação dos outros usuários; como por exemplo: esperança (expectativa que o produto possui boa qualidade), medo (receio de não receber o produto), alegria (feliz por ter recebido o produto como esperado) e estresse (estressado por ter recebido um produto de baixa qualidade). Também são modeladas emoções baseadas na ação de outros agentes, tais como: orgulho (orgulhoso por ter enviado um produto de alta qualidade), vergonha (constrangido por ter enviado o produto atrasado), admiração (admirado com a honestidade do vendedor) e censura (reprova atitude do vendedor que não respondeu uma dúvida, por exemplo).

3.5 Confiança e personalidade

Enquanto a Seção 3.4 apresentou alguns relacionamentos entre confiança e emoção, esta seção tem o objetivo de apresentar as ligações identificadas entre personalidade e confiança. De acordo com isso, Wade e Robison (2012) abordam o tema **propensão à confiança**, que é um nível de confiança subjacente que indica o quanto um indivíduo está disposto a confiar em outros. Os autores consideram isso como um estado na forma de traços de personalidade, visto que pessoas tendem a compartilhar certos traços de personalidade e características de acordo com o nível de propensão à confiança. Algumas evidências apresentadas é que pessoas com altos graus de extroversão e baixo neuroticismo tendem a confiar mais nos outros. Furumo e Pillis (2009) compartilham opinião similar, indicando que os níveis de confiança preditos pela personalidade podem ser mais relevantes do que valores de confiança obtidos por meio de eventos. Similarmente, Bauer e Freitag (2013) analisam o relacionamento entre a Teoria dos Cinco Grandes Fatores e Confiança Social, discutindo como os traços de personalidade afetam a maneira como um indivíduo confia em outra pessoa. Alguns resultados apresentados por este estudo é que os traços de conscienciosidade e agradabilidade são importantes para a construção da confiança. Os autores abordam também que o efeito da personalidade na confiança deve ser mediado pela soma das experiências da pessoa, inclusive variáveis como educação e número de amigos próximos. Como pôde ser

observado, esses estudos relacionam a personalidade com a **propensão** de uma pessoa confiar em outra, e não o quanto uma pessoa é confiável de acordo com os seus próprios traços de personalidade (que é uma das hipóteses desta tese).

Diferentemente dos trabalhos anteriormente citados, existem diversos estudos em algumas áreas específicas que objetivam relacionar personalidade e confiança, e alguns exemplos são: formação de líderes (PING et al, 2012; COGLISER et al., 2012), aparência facial (PETRICAN et al, 2014), equipes virtuais (FURUMO; PILLIS, 2009; COGLISET et al, 2012), organizações (FAHR; IRLLENBUSCH, 2006) e comportamento agressivo (BARLETT; ANDERSON, 2012). Nesse universo, um estudo de particular interesse no contexto da presente tese é o de Hu e Pu (2013), que explora as relações entre traços de personalidade e avaliações feitas em sistemas de avaliação. As autoras encontraram as seguintes ligações: pessoas com alto grau de conscienciosidade são responsáveis nas avaliações, visto que elas avaliam os produtos cuidadosamente e obedecem estritamente as regras. Por outro lado, pessoas com alto grau de agradabilidade tendem a avaliar positivamente, visto que este traço de personalidade está relacionado à uma tendência de ser simpático, cooperativo e evitar conflitos. Por fim, pessoas com alto grau de abertura para experiência tendem a avaliar muitos itens para satisfazer a sua curiosidade. Baseado nesses resultados, pode-se concluir que: pessoas conscienciosas tendem a ser mais confiáveis, avaliações feitas por pessoas com alta agradabilidade devem ser evitadas em sistemas de avaliação; enquanto que pessoas com alto grau de abertura são menos focadas em suas avaliações. Baseado nessa análise, é pertinente afirmar que pode ser possível identificar usuários mais ou menos confiáveis em sistemas de avaliação de acordo com seus traços de personalidade (que é uma das hipóteses desta tese).

Um exemplo de modelo de reputação que leva em consideração a personalidade é o de Pinto (2008), que utiliza atributos como conhecimento, reputação global, personalidade, estado emocional e intenção para agir. Por meio da combinação desses fatores é obtida uma métrica que indica a influência do agente na comunidade a partir da personalidade. Desta forma, agentes que apresentam personalidade forte possuem suas próprias opiniões e influenciam os outros, enquanto que agentes com personalidade fraca são influenciados pelas opiniões dos outros. Por fim, agentes com personalidade média são capazes de analisar o que é certo ou errado para tomar suas decisões (confiança cognitiva).

3.6 Sistemas para inferência de traços de personalidade a partir de textos

Esta seção tem o objetivo de apresentar alguns trabalhos relacionados da área de reconhecimento automático de personalidade; em específico, a inferência de traços de personalidade a partir de textos. O objetivo de apresentar tal conteúdo é devido ao fato de que o modelo proposto no Capítulo 5 utiliza essas ferramentas.

A área de inferência de traços de personalidade a partir de textos é relativamente nova, e um dos primeiros trabalhos foi o de Argamon et al. (2005), que procurou diferenciar os traços de neuroticismo e extroversão em autores de artigos. Desde então, essa área tem crescido e pesquisadores têm desenvolvido novas ferramentas, as quais serão apresentados em seguida.

Para mensurar a acurácia de um sistema para inferência de traços de personalidade, é necessário utilizar inventários já consolidados da área de Psicologia, como por exemplo o TIPI (*Ten-Item Personality Inventory*) (GOSLING et al., 2003), FFPI (*Five Factor Personality Inventory*) (HENDRIKS, 1997) e NEO-IPIP 120 (*Neo-International Personality Item Pool*) (JOHNSON, 2014). Esses inventários apresentam uma série de perguntas para as pessoas responderem, e com base nas respostas é feito um cálculo que retorna o quanto a pessoa apresenta de cada traço. Com isso, para validar um sistema que infere traços de personalidade a partir de textos são necessários basicamente três passos, (i) o usuário deve responder um inventário de personalidade, (ii) a personalidade do usuário deve ser inferida a partir dos textos por ele escrito e (iii) deve ser medida a correlação entre o resultado do formulário e do sistema. Procura-se uma correlação alta entre as duas abordagens, pois isso indica que o sistema apresenta resultados próximos aos inventários já existentes e consolidados. É importante ressaltar que os sistemas podem apresentar correlação diferente para cada um dos traços; ou seja, pode apresentar correlação alta para alguns e baixa para outros. Dessa forma, pode-se afirmar que esses sistemas podem não funcionar com exatidão para todos os traços.

De acordo com Celli e Zaga (2013), o desempenho de um sistema para inferência de traços de personalidade está diretamente ligado aos textos analisados, sendo que as bases de dados consideradas mais difíceis são aquelas em que os textos não são espontâneos. Argamon et al. (2005) também citam que os textos podem variar de acordo com o gênero do escritor, propósito do texto, educação e *status* social, fato que também é discutido por Celli (2011),

que comenta que a personalidade pode variar de acordo com a cultura. Esses são alguns exemplos das dificuldades existentes na área, que também caracterizam os maiores desafios enfrentados pelos pesquisadores.

Como citado anteriormente, o trabalho de Argamon et al. (2005) é focado somente nos traços neuroticismo e extroversão e são utilizadas características linguísticas, tais como padrões de palavras, frases conjuntivas, indicadores de modalidade, adjetivos e modificadores do tipo *appraisal*. A utilização de *appraisal* está relacionada à expressão de uma atitude sobre um alvo (reação a eventos), e os principais atributos são a atitude (positiva ou negativa) e a orientação (feliz ou triste). Esses elementos são combinados na forma de características e utilizados como entrada para algoritmos de aprendizagem de máquina. Abordagem semelhante é a de Oberlander e Nowson (2006), que utilizam uma base de dados de *blogs* para classificar os autores, porém, sem a utilização de *appraisal*.

O trabalho de Mairesse et al. (2007) é uma das principais referências da área e foi baseado nos estudos de Argamon et al. (2005) e Oberlander e Nowson (2006). Os autores exploraram a possibilidade de automaticamente adquirir modelos de personalidade observando a linguagem do usuário. Essa abordagem é chamada de hipótese léxica e é baseada no pressuposto de que as diferenças dos indivíduos são gravadas na linguagem, tanto falada quanto escrita. Esse estudo é baseado em evidências psicológicas que apresentam uma lista de palavras que determinados traços de personalidade tendem a utilizar, para então construir um modelo de aprendizagem de máquina. Em suma, os passos para a construção do software foram: coletar dados, coletar valores de personalidade associado a cada usuário, extrair características relevantes dos textos baseado na lista de palavras, construir modelos estatísticos baseados nas características e por fim, testar os modelos aprendidos. Adicionalmente, são usadas bases de dados léxicas, tais como o *LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count)* (PENNEBAKER et al., 2007) e o *MRC Psycholinguistic DataBase* (COLTHEART, 1981) para a composição das características. Este trabalho disponibiliza uma biblioteca na linguagem Java para testes, chamada de *Personality Recognizer*. Baseado em Mairesse et al. (2007), o sistema de Nunes et al. (2013) foi desenvolvido para a língua portuguesa utilizando o dicionário *TeP 2.0 (Thesaurus Eletrônico para o Português do Brasil)* (MAZIERO et al., 2008). Ainda com relação à língua portuguesa, Pain (2016) desenvolveu um método para inferência de traços de personalidade utilizando textos de redes sociais, sendo baseado em características linguísticas e afetivas; enquanto que Machado (2016)

apresenta um estudo sobre a correlação de informações léxicas com características de personalidade do Modelo dos Cinco Grandes Fatores em conjunto com as facetas do IPI-NEO.

Similarmente, Zuo et al. (2013) apresenta uma abordagem para prever a personalidade de um indivíduo fornecendo pesos para as características linguísticas identificadas nos textos utilizando ganho de informação e entropia. Para isso, é realizada a discretização das características emocionais e linguísticas analisando o conteúdo do texto, e depois associando pesos para elas antes de aplicar os cálculos de distância. As características linguísticas são extraídas usando o *Stanford Parser* (STANFORD PARSER, 2015), sendo 34 características; como conjunções, verbos e adjetivos. Por outro lado, as características afetivas são obtidas baseadas em *corpus* de palavras, sendo aplicadas equações para indicar a apresentação de emoções positivas, negativas ou neutras.

Celli (2017), por sua vez, apresenta o *PEAR*, que é uma abordagem não supervisionada para detecção de traços de personalidade. O autor discute que a maioria das abordagens são supervisionadas e uma grande limitação é a anotação dos dados e dependência de linguagem, bem como de recursos como o *LIWC* e o *MRC*. Apresenta como vantagens a pouca anotação dos dados, sendo potencialmente melhores para linguagens independentes. A ferramenta apresenta alguns parâmetros, como a distribuição média de cada característica, normalização de hipótese durante o processamento, prevenção de erros de correlação em bases pequenas e extração de novos padrões nos dados, filtrando rótulos com pouca confiança.

Poria et al. (2013) propõe o *SenticPersona*, que é uma arquitetura que utiliza polaridade para auxiliar na inferência dos traços de personalidade. Conclui que a utilização dessa abordagem aumenta a acuidade dos *frameworks* existentes que usam somente características linguísticas e psicolinguísticas. Para identificar traços de personalidade associados a textos são utilizadas informações relacionadas à linguagem e propriedades das palavras, por meio do *ConceptNet* (SPEER; HAVASI, 2013), *OpenMind* (SINGH et al., 2002), *EmoSenticNet* (EMOSENTICNET, 2015), *EmoSenticSpace* (PORIA et al., 2014), *LIWC* e *MRC*.

Além de dados linguísticos, outros autores têm utilizado também dados do cenário para auxiliar os algoritmos para inferência de traços de personalidade. Um exemplo é o trabalho de Celli (2011), que utiliza 12 características linguísticas para inferir a personalidade

em dados do *Twitter*, ou seja: pontuações, vírgulas, referência a outros usuários, exclamações, emoções negativas, números, parênteses, emoções positivas, interrogações, palavras longas, quantidade de *tokens* e número de palavras no texto. Neste trabalho, é possível observar que além dos dados linguísticos é utilizada referência a outros usuários, que é um dado adicional presente no *Twitter*. Bai et al. (2012) seguem abordagem semelhante apresentando uma ferramenta construída sob a versão chinesa do *Facebook* (*RenRen*), combinando as variáveis linguísticas com emoções (raiva e felicidade), dados do usuário (gênero, idade e frequência de uso) e dados da rede social, como frequência de uso e contagem de publicações. Esses autores argumentam que além de características textuais, outros dados do cenário podem ser úteis e auxiliar os algoritmos para inferir traços de personalidade.

Os trabalhos supracitados levam em consideração os traços de personalidade utilizando a Teoria dos Cinco Grandes Fatores, porém, alguns pesquisadores têm utilizado outras abordagens. Por exemplo, Luyckx e Daeleman (2008) focam em extroversão e neuroticismo, que segundo o autor, são os mais salientes e visíveis. Para isso, utiliza a teoria *Myers-Briggs Type Indicator*, que é composta pelas características: introvertido-extrovertido, intuitivo-sensitivo, lógico-emocional e crítico-perceptivo. Por outro lado, Minamikawa e Yokoyama (2011) aborda egogramas, que têm sido usados em análise transacional e é fortemente relacionado ao comportamento comunicativo dos indivíduos, estando ligado à como uma pessoa se comunica com outra sob o ponto de vista social. Como características, o trabalho aborda os seguintes itens desta teoria: *Critical Parent, Nurturing Parent, Adult, Free Child e Adapted Child*.

Na Tabela 3.2 é apresentado um sumário das ferramentas analisadas nos parágrafos anteriores, mostrando as características principais de cada uma. Nesta tabela é indicada a abordagem psicológica utilizada (segunda coluna), o idioma para o qual foi desenvolvido (terceira coluna) e se os autores fazem algum tipo de associação dos traços de personalidade com as emoções correspondentes (quarta coluna). A quinta coluna indica se são utilizados outros dados existentes no ambiente além dos textos, enquanto que a sexta coluna apresenta o tipo de aprendizagem de máquina utilizado.

Tabela 3.2: Sistemas para inferência de traços de personalidade a partir de textos

Autores	Abordagem psicológica	Idioma	Emoções	Dados adicionais	Tipo de aprendizagem
Argamon et al. (2005)	Cinco Grandes Fatores	Inglês	Sim	Não	Aprendizagem supervisionada
Oberlander e Nowson (2006)	Cinco Grandes Fatores	Inglês	Não	Não	Aprendizagem supervisionada
Mairesse et al. (2007)	Cinco Grandes Fatores	Inglês	Não	Não	Aprendizagem supervisionada
Luyckx e Daeleman (2008)	Myers-Briggs Type Indicator	Inglês	Não	Não	-
Celli (2011)	Cinco Grandes Fatores	Inglês	Sim	Sim (Twitter)	Aprendizagem supervisionada
Bai et al. (2012)	Cinco Grandes Fatores	Chinês	Sim	Sim (Facebook)	-
Zuo et al. (2013)	Cinco Grandes Fatores	Inglês	Sim	Não	Aprendizagem supervisionada
Celli (2017)	Cinco Grandes Fatores	Inglês Italiano	Não	Não	Aprendizagem não supervisionada
Poria et al. (2013)	Cinco Grandes Fatores	Inglês	Sim	Não	Aprendizagem supervisionada
Nunes et al. (2013)	Cinco Grandes Fatores	Português do Brasil	Não	Não	-
Minamikawa e Yokoyama (2011)	Egograma	Japonês	Não	Não	-
Paim (2016)	Cinco Grandes Fatores	Português do Brasil	Não	Não	Aprendizagem supervisionada
Machado (2016)	Cinco Grandes Fatores e facetas do IPIP-NEO	Português do Brasil	Não	Não	-

Fonte: O autor

Pode-se observar na Tabela 3.2 que vários sistemas de inferência têm utilizado emoção como características adicionais aos dados linguísticos, pois estudos da área da

psicologia afirmam que elas podem impactar no tipo de personalidade de um usuário (ZUO et al., 2013). Outra abordagem que vários sistemas utilizam é o uso de informações do ambiente para auxiliar os algoritmos de aprendizagem na inferência dos traços. Apesar de útil, esta técnica torna a aplicação dependente do cenário, tais como o *Twitter* e *Facebook* que foram citados anteriormente.

Para ilustrar o funcionamento dos sistemas para inferência de traços de personalidade, o Quadro 3.1 apresenta um exemplo de texto que foi utilizado como entrada a fim de mostrar o retorno que cada um apresenta. É importante salientar que o texto está na língua inglesa devido ao fato de que os sistemas de inferência utilizados para experimentação do modelo proposto nesta tese também utilizaram a língua inglesa.

Quadro 3.1: Exemplo de texto para inferência de traços de personalidade

I came here with my boyfriend in January. After seeing all the great reviews, I decided to give this place a shot. All I can say is EXCELLENT! The location was great for the price, superb customer service, extremely clean rooms, free dvd rentals from the lobby, and definitely cozy! The room provides a full size fridge, stove, pots, utensils, paper towels, everything! So convenient when you stay in NYC for a week and don't want to eat out every meal, every day. Did I mention the excellent customer service we were given? The front desk workers were really friendly and helpful. I'm a priority club member so they bumped me up to a room with a nicer view without asking :) You don't get housekeeping every day, but who cares! Free WiFi and free laundry tremendously helpful since our clothes got soaked from the snow. An A+++++++! I can go on and on about this place. Just trust the reviews and stay here. It's a little gem in times square. I don't like to share my gems, but I'd like to give them the extra business they deserve! Candlewood, you'll be seeing me again!

Fonte: O autor

O texto do Quadro 3.1 foi retirado de um comentário de um usuário da base de dados do *Trip Advisor* (TRIPADVISOR, 2017), que será detalhada no Capítulo 5. A Tabela 3.3 apresenta os resultados de três ferramentas.

Tabela 3.3: Execução dos sistemas para inferência de traços de personalidade

Personality Recognizer (MAIRESSE et al., 2007)	PEAR (CELLI, 2017)	SenticPersona (PORIA et al. 2013)
Extroversão: 4,9533	Extroversão: 0,7	Extroversão: 0
Neuroticismo: 3,6225	Neuroticismo: 0,4	Neuroticismo: 0
Agradabilidade: 4,9315	Agradabilidade: 0,5	Agradabilidade: 1
Conscienciosidade: 5,0282	Conscienciosidade: 0,4	Conscienciosidade: 1
Abertura: 4,7631	Abertura: 0,6	Abertura: 1

Fonte: O autor

O *Personality Recognizer* retorna um valor de 0 até 7 para cada traço, ou seja, quanto mais próximo de zero menos deste traço a pessoa possui, e quanto mais próximo de 7 maior é o grau do traço apresentado. O PEAR é semelhante e retorna valores entre 0 e 1, enquanto que o *SenticPersona* retorna o valor 0 caso o traço não esteja presente e 1 caso o traço esteja presente no texto. Este último sistema não permite mensurar a quantidade de cada traço, mas somente se ele foi ou não identificado. É possível verificar que entre os sistemas disponíveis pode haver contradições e incongruências, como por exemplo, os elevados índices de extroversão identificados pelo *Personality Recognizer* e PEAR e inexistência do mesmo fator para o *SenticPersona* (Tabela 3.3), tornando a escolha por um deles muito difícil. É importante salientar que nos experimentos realizados na presente tese, não foi realizada normalização dos valores de retorno de cada sistema, mantendo-se os dados originais retornados por cada um.

3.7 Sistemas para inferência de emoção a partir de textos

Esta seção tem o objetivo de apresentar trabalhos relacionados da área de inferência de emoção a partir de textos. Isso é necessário devido ao fato de que o modelo proposto no Capítulo 5 utiliza essas ferramentas.

Essa área de pesquisa diz respeito a inferir a polaridade ou a valência dos textos, indicando se é uma frase positiva, negativa ou neutra. Outra abordagem é a obtenção de detalhes mais finos e detalhados das frases, principalmente no que diz respeito aos tipos de emoção encontradas nos textos, tais como alegria, tristeza, medo, desgosto, raiva ou surpresa, por exemplo.

Um dos primeiros trabalhos nessa área foi o de Pang et al. (2002), o qual visou determinar se um comentário é positivo ou negativo utilizando aprendizagem de máquina, sendo as características definidas por meio de unigramas, bigramas e adjetivos. Desde então, diversos métodos tem sido utilizados nestas tarefas, e Selvam e Abirami (2013) revisam várias dessas técnicas, tais como utilização de palavras de opinião, ganho de informação, frequência de palavras e técnicas para atribuir peso às palavras principais e mais significativas. Além disso, são descritas as principais abordagens computacionais, como aprendizagem de máquina, uso de bases léxicas, *corpus* de palavras e dicionários.

Um exemplo de pesquisa na área de inferência de polaridade é o trabalho de Donovan et al. (2007), que apresenta um sistema capaz de identificar informação negativa de comentários positivos do *eBay* com o intuito de saber se o comentário positivo é realmente positivo ou apresenta alguma negatividade. Em contexto similar, Cavalcanti et al. (2012) explora o cenário de críticas negativas em avaliações de artigos científicos, mostrando que citações com maior pontuação expressam opiniões positivas.

De particular interesse na presente tese são os sistemas para inferência de emoção, e um trabalho relacionado é o de Martinazzo et al. (2011) que apresenta uma forma de automaticamente identificar emoção em notícias escritas em português do Brasil, sendo utilizada a técnica de Análise Semântica Latente (ASL) e as emoções básicas definidas por Ekman (1992). Outro exemplo da língua portuguesa é o trabalho de Dosciatti (2016), que utilizou aprendizagem supervisionada com máquinas de vetores de suporte para classificar emoção e polaridade de frases.

Similarmente, o trabalho de Krcadinac et al. (2013) apresenta o *Synesketch* que também trabalha com as emoções básicas de Ekman (1992), além da valência das frases e funcionando em nível de sentença na forma de mensagens curtas como bate-papos em tempo real. A ferramenta é composta por vários módulos, tais como léxicos do *WordNet* (MILLER, 1995), léxicos de emoção, abreviações, coloquismos e um conjunto de regras heurísticas. O algoritmo estima pesos para cada emoção, os quais indicam a sua intensidade, ou seja, dada uma frase; a ferramenta estima quão intensa é a emoção encontrada na frase. Outras características da ferramenta é a utilização de *emoticons* (☺, ☹, por exemplo), negações e marcos de pontuação. Na validação do trabalho, os autores encontraram limitações nas emoções de medo e surpresa, enquanto que as outras apresentaram correlação aproximada de 80%. Nos experimentos realizados para exemplificação do modelo proposto no Capítulo 5, foi utilizado este sistema para inferência de emoção pelo fato de trabalhar com a língua inglesa e de disponibilizar uma API para execução dos experimentos.

Os trabalhos de Martinazzo et al. (2011) e Krcadinac et al. (2013) apresentam abordagens puramente léxicas para inferência de emoção em textos, ou seja, os algoritmos visam buscar palavras com significado afetivo em uma base textual. Porém, outras abordagens existentes são aquelas que utilizam a Teoria *Appraisal* para a inferência de emoção. Por exemplo, Seol et al. (2012) argumentam que para entender as emoções de uma pessoa é necessário saber a situação na qual a pessoa está envolvida. Em outras palavras, para

reconhecer uma dada situação pelo texto e encontrar as emoções que indicam situações, são necessárias regras que consideram emoções personalizadas. Balahur et al. (2012) seguem uma linha de raciocínio similar e argumentam que em muitos casos as emoções não são expressas somente usando palavras com significado afetivo, porém, por meio da descrição de situações da vida real. Com isso, os autores propõem uma abordagem baseada no *EmotiNet*, que armazena situações que disparam emoções baseado nos princípios da Teoria *Appraisal*. O *EmotiNet* é, por sua vez, uma base de conhecimento que captura e armazena reações emocionais relacionadas a situações do mundo real. Os autores citam como exemplo a frase “**Eu vou para uma festa**”, que não pode ser classificada pela maior parte das abordagens léxicas por não existir nenhuma palavra afetiva relacionada a nenhuma emoção. Por outro lado, a ideia é inferir emoção da frase, o que pode indicar que ir para uma festa é algo que produz alegria. Outro exemplo de sistema que utiliza e aborda *appraisal* é o de Shaikh et al. (2009) que infere as 22 emoções do modelo OCC.

Para exemplificar o funcionamento do *Synesketch* (KRCADINAC et al., 2013), tem-se a seguinte frase como exemplo: “*After seeing all the great reviews, I decided to give this place a shot*”. Fornecendo o texto como entrada para o sistema, o mesmo retorna os seguintes dados: Peso geral: 0,30, Valência: positiva, Peso alegria: 0,26, Peso tristeza: 0,26 e Peso surpresa: 0,02.

Com base nesses resultados, pode-se observar que é retornado um conjunto de pesos, os quais representam a intensidade de cada emoção nas frases. O **peso geral** indica a intensidade geral das emoções presentes na frase, sendo similar a uma medida de confiabilidade das emoções retornadas. Além disso, é também apresentado o peso identificado de cada emoção presente no texto, ou seja, alegria, tristeza e surpresa. Por fim, a ferramenta também retorna a valência da frase, ou seja, se é positiva, negativa ou neutra.

Segundo Krcadinac et al. (2013), emoções com peso zero ou próximo de zero são consideradas como neutras, porém, os autores indicam que deve ser escolhido um valor limite para considerar a frase neutra ou não. Nos experimentos realizados na presente tese, não foi utilizado nenhum valor de neutralidade, de modo que todos os valores retornados foram utilizados para a construção das bases de dados.

3.8 Conclusão

Este capítulo teve o objetivo de apresentar o embasamento teórico referente à área da Computação Afetiva, bem como os conceitos dos aspectos afetivos envolvidos. Além disso, foram apresentadas as relações existentes entre confiança e tomada de decisão, confiança e emoção e confiança e personalidade. Por fim, foram também expostos os sistemas para inferência de traços de personalidade e de emoção a partir de textos que são utilizados pelo modelo proposto nesta tese. O próximo capítulo apresenta uma das principais contribuições desta tese, que é a vinculação entre os aspectos afetivos e os modelos de confiança e reputação.

Parte II – Contribuições

Capítulo 4

Modelo Conceitual Afetivo

Este capítulo tem por objetivo apresentar o modelo conceitual afetivo que é proposto nesta tese, ou seja, a ligação entre as dimensões dos modelos de confiança e reputação com os trabalhos existentes na área da Computação Afetiva. Por meio desse relacionamento entre as duas áreas, pretende-se mostrar como os aspectos afetivos podem auxiliar no cálculo da confiança. Em resumo, este capítulo apresenta uma das principais contribuições desta tese, que é a compreensão sobre como os aspectos afetivos podem auxiliar na construção de novos modelos de confiança e reputação. Dentre as dimensões abordadas no Capítulo 2, algumas não serão discutidas por não terem sido encontradas relações claras entre confiança e aspectos afetivos. Fazem parte dessas dimensões: interação direta, testemunhos, reputação certificada, semântica e *hard security*.

4.1 Tipo de Paradigma

Conforme visto no Capítulo 2, o tipo de paradigma diz respeito ao método utilizado para construir o modelo, podendo ser classificado como numérico, cognitivo ou híbrido. De acordo com Sabater e Sierra (2005), a confiança e a reputação no paradigma numérico não é o

resultado de um estado mental baseado em cognição, mas sim o uso de funções de utilidade e agregações numéricas baseadas em interações passadas. Segundo Gambetta (1988), neste paradigma a confiança e a reputação são consideradas como probabilidades subjetivas que um indivíduo irá ou não cumprir uma determinada tarefa. Por outro lado, Esfandiari e Chandrasekharam (2001) argumentam que em modelos cognitivos a confiança e a reputação são constituídas por crenças subjacentes e são representadas por uma função do grau dessas crenças. Em outras palavras, faz parte do modelo os estados mentais que levam a confiar ou a atribuir um valor de reputação, bem como as consequências mentais dessas decisões.

Baseado neste contexto, para definir o paradigma afetivo argumenta-se que de acordo com Nunes et al. (2012), estudos da Psicologia, Neurologia, Antropologia e Ciência da Computação tem provado a importância dos aspectos afetivos humanos em processos de tomada de decisão. Adicionalmente, Wade e Robison (2012) discutem que a confiança não é um comportamento, mas sim um estado alimentado por emoção e processos cognitivos. Similarmente, Carofiglio e de Rosis (2005) argumentam que emoção implica em sua interpretação; o que é em fato uma tarefa cognitiva pelo motivo de modelos cognitivos usarem princípios afetivos para raciocinar sobre crenças, valores, objetivos e ativação de estados mentais. Baseados nesses argumentos, esses autores concluem que aspectos afetivos e cognição são inseparáveis. Seguindo linha semelhante, para Johnson e Grayson (2005) a confiança cognitiva é a base para a confiança afetiva, o que leva a conclusão de que os paradigmas afetivo e cognitivo podem ser usados um complementando o outro, ou seja, os aspectos afetivos são úteis para a cognição, enquanto que a cognição é a base para os aspectos afetivos. Embora esses autores discutem as relações entre cognição e aspectos afetivos, existem outros pesquisadores que não concordam que a cognição influencia esses aspectos e vice-versa. Por exemplo, Tsal (1985) argumenta que os aspectos afetivos sempre serão mediados pela cognição, enquanto que Zajonc e Markus (1985) e Rempel et al. (1985) alegam que tais aspectos são considerados pré-cognitivos e que ocorrem automaticamente sem a utilização de nenhum processo cognitivo anterior.

Desta forma, justifica-se a construção de um novo paradigma para a construção dos modelos de confiança e reputação que não calcula apenas julgamentos numericamente quantificáveis e também não baseia-se em teorias de cognição. Portanto, a Figura 4.1 mostra os tipos de paradigmas que podem ser utilizados para a construção de modelos de confiança e reputação. As duas linhas preenchidas representam os paradigmas numérico e cognitivo,

enquanto que a linha pontilhada diz respeito ao paradigma afetivo introduzido na presente tese.

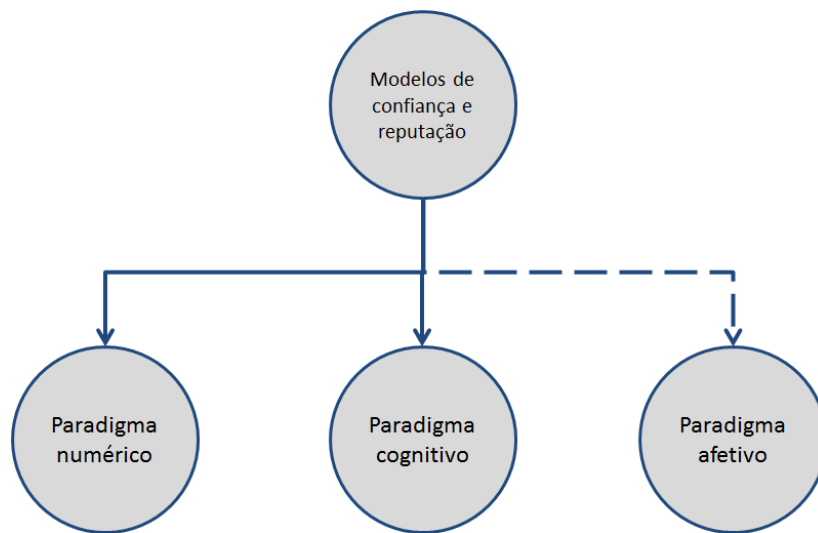


Figura 4.1. Tipos de Paradigmas (O autor)

De acordo com as informações supracitadas, argumenta-se que um modelo de confiança e reputação encaixa-se no paradigma afetivo quando ele apresenta algum tipo de dado afetivo para auxiliar nos cálculos de confiança, tais como emoção, personalidade, humor ou outros aspectos afetivos tais como *feelings* ou *sentiment*, por exemplo. No Capítulo 3 foram apresentados dois modelos que encaixam-se nesta descrição: o trabalho de Bitencourt et al. (2013) que utiliza as emoções OCC e o modelo de Pinto (2008) que faz uso de personalidade e emoção. Outro exemplo é o trabalho de Granatyr et al. (2016), que usa as emoções básicas de Ekman (1992) inferidas a partir de textos para construir um sistema de reputação por meio de aprendizagem de máquina. É importante enfatizar que computacionalmente os três tipos de paradigmas trabalham com dados numéricos e equações matemáticas, e o que os diferencia é o tipo de dado utilizado para inferir os valores de confiança. No caso específico do paradigma afetivo, são utilizadas fontes de informação afetivas para a extração dos dados dos usuários.

4.2 Observação direta

Conforme abordado no Capítulo 2, a observação direta faz parte da dimensão **fontes de informação** e objetiva extrair informações do ambiente ou de outros usuários para

computar os valores de confiança. Desta forma, a observação direta está relacionada a observação do comportamento dos outros membros sem interagir diretamente com eles.

Uma das maneiras para utilizar aspectos afetivos aplicados nesta dimensão é o Contágio Emocional, que é uma teoria da Psicologia e que de acordo com Hatfield et al. (1992), é caracterizada por uma tendência de sincronização de expressões para convergir emocionalmente. Conforme mostrado por Barsade (2012), o contágio emocional provoca aumento no desempenho em tarefas, aumento na cooperação entre membros da comunidade e redução de conflitos. Neste contexto, Olsen et al. (2008) desenvolveram **mapas emocionais** que possibilitam que agentes comuniquem suas emoções na vizinhança sem utilizar interação direta. Esse mapa armazena as emoções e difunde-as no ambiente, o que possibilita que os outros agentes observem as emoções dos outros para auxiliar na tomada de decisão. Similarmente, Sardo (2011) utiliza emoção como heurística para tomada de decisão, ou seja, quando um agente manifesta uma emoção ela se torna visível para toda a comunidade. Desta forma, essa heurística permite que o agente altere seu próprio sistema de reputação, sendo que o valor das emoções pode ser utilizado no aprendizado do próximo parceiro a ser escolhido para a execução de uma tarefa. Arafa e Mamdani (2000) descrevem um sistema para possibilitar a percepção computacional para a geração automática de comportamentos afetivos. Os autores propõem a transmissão de aspectos afetivos por meio de atos de fala chamados de performativas, sendo necessário o entendimento das semânticas da comunicação para gerá-los. Um exemplo é a performativa de recusa (*refuse*), que é geralmente associada com emoções negativas visto que algo está sendo negado. Baseado nisso, conclui-se que o uso deste tipo de informação juntamente com a análise do texto de mensagens pode ser útil para a inferência da confiança.

Por fim, Mohammadi e Vinciarelli (2012) discutem sobre as áreas de predição automática de personalidade (*Automatically Predicting Personality – APP*) e reconhecimento automático de personalidade (*Automatically Personality Recognition – APR*). A primeira é relacionada à prever a real personalidade de uma pessoa enquanto que a segunda está ligada à personalidade percebida pelos outros. Essa técnica pode ser utilizada para a observação da personalidade de um indivíduo para posterior inferência de sua confiança. A Seção 3.6 apresentou os sistemas para inferência de traços de personalidade, que são ferramentas para reconhecimento automático de personalidade e encaixam-se neste contexto.

4.3 Informações Sociológicas

As informações sociológicas também fazem parte da dimensão **fontes de informação** e têm o objetivo de analisar os dados sociais do ambiente para coletar informações que podem representar confiança. Alguns exemplos que foram apresentados no Capítulo 2 são o uso de sociogramas, análise de redes sociais, amizade, familiaridade e comunidades de confiança (*trust community*).

Com respeito a aspectos afetivos para serem utilizados junto com esta fonte de informação, é possível observar principalmente a utilização de emoções sociais, as quais são assim chamadas por serem adquiridas dentro da sociedade e terem um objeto alvo. Turrini et al. (2007) argumentam que a vergonha e o senso de culpa são vistos como emoções sociais, visto que elas são socialmente adquiridas (por padrões ou internalizadas) e possuem “alvos sociais” (a vítima). Lorini (2008) e Piole et al. (2005) citam mais alguns exemplos deste tipo de emoção, que são: vergonha, remorso, admiração, censura, orgulho e constrangimento. Elas são consideradas como emoções sociais pelo fato de estarem relacionadas com interações sociais entre os membros da comunidade. Um exemplo prático do uso dessas emoções como reguladores sociais é quando um usuário comunica abertamente para a comunidade a sua inabilidade para executar uma determinada tarefa. Neste exemplo, o agente poderá sentir a emoção da vergonha por não ter as capacidades necessárias.

Castelfranchi e Tummolini (2003) abordam os reguladores e compromissos sociais dentro de uma comunidade, que são usados para a coordenação entre os indivíduos. São utilizadas expectativas positivas e negativas no que diz respeito ao monitoramento e cumprimento de tarefas. Bazzan et al. (1999), por sua vez, apresentam uma simulação de sociedade na qual os agentes possuem *moral feelings*, argumentando que a inclusão de aspectos afetivos permite que os agentes tenham melhor comportamento social, prevenindo-os de serem meramente racionais. Neste contexto, *moral sentiment* baseados em aspectos afetivos são utilizados ao invés de decisões puramente numéricas (DAMASIO, 1994).

Essas ideias encaixam-se nos conceitos da confiança afetiva por serem baseadas no nível de cuidado e preocupação, estando relacionados aos limites emocionais que são desenvolvidos entre as pessoas. Em modelos de confiança e reputação numéricos e/ou cognitivos, em geral são utilizados conceitos de familiaridade e amizade para a formação de comunidades de confiança (*trust community*). Por este motivo, conclui-se que descobrir

pessoas com personalidade semelhante pode ser útil para a formação de grupos. Este tópico é abordado por Bai et al. (2012) e Golbeck et al. (2011), que argumentam que a similaridade entre traços pode incrementar a confiança em ambientes sociais.

4.4 Preconceito

Assim como os tópicos anteriores, o preconceito também faz parte da dimensão **fontes de informação** e conforme apresentado no Capítulo 2, é caracterizado por sinais que identificam um usuário como membro de um determinado grupo (SABATER; SIERRA, 2005). Similarmente, Gosling (2009) define preconceito ou estereótipos como suposições sobre objetos quando existe a falta de interação direta com este objeto, o que permite a formação de impressões e generalização.

Uma possível abordagem para a utilização de informações de preconceito é a Teoria *Appraisal*, que indica que a geração das emoções depende da avaliação de eventos particulares, estando relacionados principalmente aos fatores culturais de cada pessoa. Ellsworth e Scherer (2003) argumentam que pessoas com culturas semelhantes interpretam certos eventos de maneira parecida e exprimem emoções similares. Por outro lado, se essas pessoas manifestarem emoções diferentes pode ser um indicativo de que o evento foi interpretado de maneira diferente. Também existem certos eventos que na maioria das vezes serão avaliados da mesma maneira independente da cultura, como por exemplo: se uma pessoa é injuriada ela deverá ficar com raiva independente do contexto em que vive. Similarmente, Trabelsi e Frasson (2010) indicam que os teóricos da Teoria *Appraisal* identificaram que as reações emocionais não são as mesmas para todas as pessoas, havendo variações no que diz respeito aos valores culturais, idade, gênero e personalidade. Com base nesses fatores, é possível afirmar que as informações de preconceito são importantes nas reações emocionais.

Com relação à construção da confiança, Dias e Paiva (2005) afirmam que a definição de estereótipos é importante para o desenvolvimento de empatia entre indivíduos, ou seja, quanto mais similaridade houver entre os agentes, melhor será a empatia e conseqüentemente a confiança entre eles. Neste contexto, Wade e Robison (2012) argumentam que a familiaridade é importante para a construção da confiança, enquanto que Hanzae e Norouzi (2012) afirmam que estudos psicológicos têm provado que indivíduos são atraídos por

pessoas similares a ele. Finalmente, Gross et al. (1998) discutem que aspectos como preconceito podem auxiliar nas estimativas de personalidade, e baseado nisso, nesta tese argumenta-se que os traços de personalidade podem refletir os níveis de confiança de um indivíduo.

Baseando-se nesses estudos, pode-se concluir que a similaridade entre culturas pode influenciar nos níveis de confiança, o que pode caracterizar uma oportunidade para extrair dados de preconceito dos usuários. Essa afirmação pode ser embasada pelas discussões de Ayleet et al. (2009) e Paiva et al. (2004), que argumentam que quanto maior a similaridade entre a cultura dos usuários, maior é a empatia desenvolvida entre eles; o que conseqüentemente pode aumentar os níveis de confiança. Opinião similar é a de Gosling (2009), que indica que é mais comum não confiar em pessoas estranhas do que em ambientes nos quais a vizinhança é conhecida. Fundamentado nessas premissas, pode-se concluir que o uso de aspectos culturais embasados em aspectos afetivos pode contribuir para o desenvolvimento de modelos de confiança e reputação, visto que pode ajudar a encontrar parceiros mais similares.

4.5 Regras

Conforme apresentado no Capítulo 2, regras são fontes de informação que equivalem a normas sociais utilizadas para padronizar o comportamento dos indivíduos, prevenindo-os de agir de maneira diferente das regras definidas dentro do modelo (SABATER; SIERRA, 2005). Com relação ao uso de aspectos afetivos nesta fonte de informação, Castelfranchi e Tummolini (2003) propõem reguladores de comportamentos baseados em expectativas positivas e negativas, mostrando que as expectativas em convenções sociais tendem a influenciar componentes normativos baseados em regulação de comportamentos. Bazzan et al. (1999) abordam a emoção como regulador social, argumentando que a utilização da moral está relacionada à formação de regras ou convenções, sendo as emoções importantes para atrelar agentes à normas sociais. Por exemplo, Ellsworth e Scherer (2003) citam o exemplo da emoção da raiva para manter a ordem social, ou seja, essa emoção é disparada quando o comportamento de outros viola uma norma social.

Turrini et al. (2007) apresentam as emoções da vergonha e da culpa, as quais são associadas à violação de normas devido ao fato de que agentes não corresponderam às

expectativas dos outros. Esses autores também tratam da emoção da culpa, indicando que a ação esperada de um usuário com culpa é tentar fazer algo para reparar a norma violada. Esse fato pode configurar uma oportunidade para checar a confiabilidade, ou seja, caso o agente não tome nenhuma medida para tentar reparar a violação da norma, ele terá seu nível de confiança diminuído. Similarmente, Ferreira et al. (2013) propõem um modelo de agente inteligente capaz de detectar o cumprimento ou violação de normas sociais e a construção de relações sociais por meio das emoções do modelo OCC.

Pitt (2004) aborda a teoria sócio cognitiva da emoção da vergonha juntamente com o constrangimento, objetivando explorar os mecanismos para estabelecer reputação e atitudes sociais. Essa teoria foi utilizada para simular a ideia de *blush* digital, que é a representação do constrangimento de um agente quando o mesmo é avaliado por outros. Por exemplo, quando ele recebe uma avaliação ruim de um outro membro da comunidade, ele pode ficar constrangido por estar consciente de ter feito algo errado dentro da sociedade. Quando o agente sabe que fez algo de errado, ele pode tentar remediar o seu efeito negativo na sociedade utilizando o conceito de internalização. De acordo com Turrini et al. (2007), este mecanismo ocorre quando agentes utilizam padrões ou valores como entradas para suas decisões.

Com relação aos sistemas de reputação, Piole et al. (2005) tratam da emoção do perdão, que ocorre quando um usuário viola uma norma, se arrepende e é perdoado pelo usuário que sofreu a injúria. Os autores também comentam que toda vez que uma ofensa é perdoada, ela deve ser armazenada na memória do agente para prevenir que sempre o mesmo agente seja perdoado pela mesma ofensa. Outra questão abordada é o uso de uma variável para armazenar a intensidade da ofensa, e com base neste valor o agente decidirá se perdoará quem o ofendeu. Essa intensidade pode ser medida pelo grau do constrangimento, pois quanto mais constrangido o agente estiver, menos chances ele tinha de ter praticado a ofensa. A emoção do perdão pode ser muito útil para sistemas de reputação, pois de acordo com Vasalou et al. (2008) a maioria dos sistemas é arquitetada para manter a confiança, mas não para repará-la. Baseando-se nisso, é possível considerar que a ação de perdoar pode ocorrer com base nos traços de personalidade, pois a presença de certos traços pode aumentar a propensão a perdoar e esquecer ofensas.

4.6 Delegação

A confiança em cenários de delegação foi primeiramente introduzida por Castelfranchi e Falcone (2001), e a maioria dos modelos relacionados a essa dimensão tratam da seleção dos melhores parceiros para a execução de tarefas e do monitoramento de tarefas em andamento (GRANATYR et al., 2015).

No que diz respeito ao uso de aspectos afetivos na delegação de tarefas, identificou-se o uso de personalidade e emoção nestes cenários. Com relação à personalidade, Bazzan et al. (1999) executa simulações em um ambiente multiagente e afirma que personalidades altruístas aumentam o desempenho geral de todo o grupo, o que acarreta que este tipo de personalidade é mais indicado para coalizões. Alguns autores desenvolveram simulações que procuraram identificar o melhor tipo de personalidade para alocação de tarefas, e dois exemplos são os trabalhos de Rizzo et al. (1997) e Bartaneva et al. (2006). Furumo e Pillis (2009) tratam dos impactos da personalidade na confiança percebida, examinando indivíduos que trabalham em equipes virtuais e que são treinados para executarem tarefas específicas. Os autores realçam os custos para formar uma coalizão e principalmente a checagem se os participantes estão executando as tarefas delegadas de maneira satisfatória; fato que não seria necessário se houvesse uma confiança mais alta. Devido a isso, esta tese realça que existe uma oportunidade para explorar como os traços de personalidade podem influenciar a confiança na formação de equipes. Com relação ao Modelo dos Cinco Grandes Fatores, Doce et al. (2010) argumentam que o traço da conscienciosidade apresenta características de planejamento, persistência e motivação para alcançar objetivos. Por outro lado, o traço da agradabilidade representa indivíduos mais altruístas. Baseando-se nisso, é possível afirmar que essas informações podem ser utilizadas como heurísticas para a seleção do melhor parceiro para delegar uma tarefa.

O parágrafo anterior apresentou uma discussão sobre o uso de personalidade em delegação, porém, as emoções também apresentam contribuições para esta dimensão. Neste sentido, Dastani e Meyer (2006) abordam como utilizar emoções para monitorar tarefas que já estão acontecendo e como elas afetam o curso das ações e influenciam os mecanismos de raciocínio para deliberação. Por exemplo, a emoção da alegria ocorre quando os objetivos estão sendo cumpridos, a emoção da tristeza acontece quando uma tarefa não está sendo cumprida; enquanto que a emoção da raiva ocorre quando o agente sente-se frustrado por ter

falhado na execução de um plano. Desta forma, emoções podem ser utilizadas como uma heurística para a delegação de tarefas, ou seja, emoções negativas percebidas indicam que os planos precisam ser revistos. Outras abordagens é o uso de prescrições relacionadas a obrigações para o cumprimento de tarefas (CASTELFRANCHI; TUMMOLINI, 2003) e expectativas positivas e negativas (DE ROSIS et al, 2002). Para finalizar, conclui-se que as emoções podem ser utilizadas como mecanismos de *feedback* para monitorar o progresso das tarefas por meio da observação das emoções transmitidas.

4.7 Risco

Métricas para cálculo de risco são utilizadas para monitorar mudanças no ambiente e estimar o quão perigosa uma interação pode ser, especialmente na delegação de tarefas. Slovic e Peters (2006) apresentam duas maneiras para calcular o risco, que são: risco como análise e risco como *feelings*. A primeira abordagem é baseada em lógica e raciocínio, estando próximos dos paradigmas numérico e cognitivo; utilizando princípios da confiança cognitiva. Por outro lado, a segunda abordagem é baseada em emoção positiva e negativa, os processos não são puramente cognitivos e as reações afetivas são o núcleo desta abordagem, estando relacionado à confiança afetiva (SLOVIC; WEBER, 2002).

Wardman (2006) argumenta que aspectos afetivos são componentes importantes das percepções de risco, visto que uma avaliação afetiva da situação influenciará os julgamentos de risco. Assunto similar é discutido por Krallis e Csontos (2014), que afirmam que as percepções de risco influenciam o comportamento, de modo que o comportamento sobre uma situação de risco causará uma reação emocional. Com relação ao humor, esses autores indicam que o atual estado de humor de uma pessoa afetará diretamente sua percepção de risco, visto que bom humor aumenta a probabilidade de comportamento seguro; enquanto que pessoas de mau humor geralmente usam menos informações para a tomada de decisão.

No que diz respeito à emoção, Dunn e Schweitzer (2005) discutem que pessoas com raiva possuem uma avaliação de risco mais otimista do que pessoas que sentem medo, enquanto que Slovic e Peters (2006) comentam que o medo amplifica as estimativas de risco e a raiva o atenua. Slovic e Weber (2002) também debatem sobre o Paradigma Psicométrico, que está relacionado à percepção de risco que afeta o julgamento das pessoas.

Com relação à personalidade, Furumo e Pillis (2009) discutem que altos graus de neuroticismo estão relacionados a melhores desempenhos no trabalho pelo fato desses indivíduos tenderem a antecipar problemas, o que de certa forma poderá diminuir os riscos na tarefa. Por fim, Wade e Robison (2012) usam o Modelo Causal e Associacionista baseado em heurísticas para informar o risco percebido.

4.8 Ambiente Aberto e Confiança Inicial

Conforme abordado no Capítulo 2, sistemas desenvolvidos com uma arquitetura aberta permitem que usuários entrem e saiam do sistema a qualquer momento, portanto, é difícil conhecer suas reais intenções. De acordo com Piolle et al. (2005), a falta de compromisso entre os usuários leva-os a ignorar as normas sociais e padrões morais.

Neste contexto, na Teoria *Appraisal* existe uma variável chamada *novelty* (novidade) ou *unexpectedness* (inesperado), que tem forte relação com ambientes abertos. Um estímulo deste tipo mobiliza o processamento para determinar se uma tarefa deve ser continuada ou então alguma adaptação é necessária (monitoramento de tarefas). Em outras palavras, a detecção de “novidades” (*novelty*) pode ser um caminho para o sistema de emoção, pois elas podem ser utilizadas como detectores de mudanças no ambiente. Emoções como vergonha, constrangimento e perdão podem ser utilizadas como detectores de mudanças no ambiente, bem como a familiaridade; que pode ser usada para verificar se o ambiente está seguro.

Outro aspecto é a definição da confiança inicial para usuários que recém entraram no sistema e ainda não tiveram nenhuma interação com os outros membros. O Capítulo 2 apresentou algumas técnicas utilizadas pelos modelos para atribuir um valor de confiança para esses usuários, sendo que a fonte de informação de observação direta é o recurso mais indicado para isso. Os mecanismos para reconhecimento automático de personalidade apresentados por Mahammadi e Vinciarelli (2012) são ferramentas úteis para estimar a confiança do usuário baseado nos traços de personalidade mais significativos que o usuário possui. Desta forma, esse mecanismo é a ferramenta principal para a construção de confiança inicial, ou seja, a observação de personalidade e emoção.

4.9 Preferências, Incentivo para *Feedbacks* e Detecção de Falsários

Nessa seção serão abordadas as três últimas dimensões dos modelos de confiança e reputação, ou seja: preferências, incentivo para *feedbacks* e detecção de falsários. Elas serão brevemente resumidas visto que não foi encontrada muita literatura específica para relacioná-las com os aspectos afetivos.

As preferências permitem a definição de pesos para os atributos que compõem os valores de confiança, e Rizzo et al. (1997) propõem um modelo de personalidade baseado em planos e objetivos levando em consideração as preferências que os agentes possuem para atingir seus objetivos. A personalidade é utilizada para a seleção de planos, no sentido que pessoas relacionadas à traços específicos tem a tendência de escolherem planos relacionados às suas características. Já com relação à emoção, Johns e Silverman (2001) apresentam preferências baseadas em emoção por meio das variáveis *like* e *unlike* do modelo OCC. Esse modelo possui uma subdivisão específica para preferências, e os conceitos de familiaridade expressam uma tendência por preferências por certos objetos, incrementando ou decrementando os valores das variáveis *like* e *unlike*. Além disso, Shaikh et al (2009) abordam a variável *other presumption* do modelo OCC, que representa o peso de cada emoção em avaliações positivas ou negativas.

A segunda dimensão é o incentivo para *feedback* que tem o objetivo de controlar se os usuários tem algum benefício caso eles forneçam testemunhos verdadeiros sobre os outros usuários, conforme abordado no Capítulo 2. Com relação aos aspectos afetivos, Sardo (2011) aborda um sistema que simula a influência do humor na tomada de decisão, argumentando que quando uma pessoa está de bom humor é mais cooperativa do que uma pessoa com mau humor. Baseado nisso, a hipótese é que essa informação sobre o humor pode afetar a maneira como um indivíduo fornece *feedback*.

Por fim, a terceira e última dimensão é a detecção de falsários, que está relacionada à habilidade de reconhecer fraude nas comunicações. Uma possibilidade do uso de aspectos afetivos nesta dimensão é a comparação das emoções enviadas com as recebidas, relacionando-as e comparando-as com a personalidade do usuário. Essa abordagem pode ser aplicada devido ao fato de que certos traços de personalidade estão propensos a apresentar um conjunto esperado de emoções (LISSETTI, 2002). Uma fraude pode ser detectada caso um usuário com um determinado traço de personalidade apresente emoções incompatíveis.

4.10 Análise das dimensões

Essa seção apresenta discussões sobre o relacionamento entre os aspectos afetivos e as dimensões dos modelos de confiança e reputação que foram elencadas nos tópicos anteriores. Baseado nisso, a Tabela 4.1 apresenta na primeira coluna as dimensões dos modelos, a segunda coluna diz respeito aos aspectos afetivos, e por fim, a última coluna mostra os principais temas tratados na área de confiança.

Tabela 4.1: Ligações entre as dimensões, aspectos afetivos e temas sobre confiança

Dimensões dos modelos	Aspectos afetivos	Temas sobre confiança
Observação direta	Contágio emocional	Tomada de decisão (detecção de mudanças emocionais no ambiente que afetam o poder de tomada de decisão) Estimativa de confiança (conteúdo de mensagens relacionadas à confiança)
	Emoção (experiência e exibição de emoção)	Tomada de decisão (emoções como heurísticas para a tomada de decisão)
	Reconhecimento automático de personalidade (APR) e percepção automática de personalidade (APP)	Estimativas de confiança (predizer ou reconhecer a personalidade antes de interações e difusão/contágio da personalidade no ambiente)
Informações sociológicas	Moral <i>sentimento</i>	Comportamento social (prover melhor comportamento social no ambiente)
	Personalidade	Similaridade (similaridade entre personalidades)
Preconceito	Teoria <i>Appraisal</i> (eventos culturais, estereótipos e empatia)	Similaridade (computar similaridade para estimativas de confiança)
	Emoção	Tomada de decisão (efeito das emoções nos julgamentos)
	Personalidade	Similaridade (similaridade entre personalidades)
Regras	Expectativas (expectativas positivas e negativas)	Comportamento normativo (regular o comportamento normativo)
	Emoções (culpa e perdão)	Reparo da confiança (reparar ofensas para checar a confiabilidade)

		Comportamento social (manter a ordem social em sistemas de reputação)
	Personalidade	Reparo da confiança (perdoar os outros de acordo com os traços de personalidade)
	Emoções (vergonha, culpa, raiva, constrangimento, arrependimento e remorso)	Reguladores de comportamentos sociais (emoções utilizadas como reguladores sociais)
	Teoria <i>Appraisal</i>	Padrões externos (compatibilidade com padrões)
	Internalização (padrões e valores)	Comportamento social (estabelecer reputação e atitudes sociais)
Delegação	Personalidade	Escolha de parceiros e planos (influência da personalidade na formação de equipes) Delegação de tarefas e escolha de parceiros ou planos (delegar tarefas de acordo com o tipo de personalidade)
	Personalidade (traço conscienciosidade do modelo dos Cinco Grandes Fatores)	Comportamento para planejamento (tipo de personalidade utilizada para planejamento de tarefas)
	Personalidade (traço agradabilidade do modelo dos Cinco Grandes Fatores)	Escolha de parceiros e planos (pessoas altruístas que se encaixam melhor na delegação de tarefas)
	Emoções (alegria, tristeza e medo)	Deliberação de tarefas (emoções como heurísticas para deliberação)
	Emoções	Monitoramento (emoções afetando como os agentes percebem os objetivos) Monitoramento (monitoramento de tarefas como mecanismos de <i>feedback</i>)
	Prescrições	Regulador de padrão social (obrigações no cumprimento de tarefas)
	Expectativas positivas e negativas	Monitoramento de tarefas
	Risco	Humor
Emoções (raiva e medo)		Estimativa de risco
Paradigma Psicométrico		Estimativa de risco

	Personalidade	Escolha de parceiros ou planos Percepção de risco
	Modelo Causal e Associativista	Percepção de risco
	Emoções (medo e medo confirmado do modelo OCC)	Estimativa de risco
Ambiente aberto	Teoria <i>Appraisal</i> (propriedade <i>novelty</i>)	Detecção de mudanças no ambiente
Preferências	Personalidade	Escolha de parceiros e planos (escolha de objetivos de acordo com a personalidade)
	Emoção (variável <i>other presumptions</i> do modelo OCC)	Estimativa de confiança (variável para controlar o peso das preferências)
	Emoção Teoria <i>Appraisal</i> (variável <i>like</i> e <i>unlike</i> do modelo OCC)	Similaridade (similaridade para indicar preferências)
Incentivo para <i>feedbacks</i>	Humor	Tomada de decisão (influência do humor na tomada de decisão)
Confiança inicial	Reconhecimento automático de personalidade (APR) e percepção automática de personalidade (APP)	Estimativa de confiança (estimar a confiança do usuário e suas habilidades)
Detecção de falsários	Emoção	Similaridade (similaridade entre emoções e personalidade para checar a confiança)
	Personalidade	

Fonte: O autor

É possível observar que a **delegação** é a dimensão na qual foram encontradas mais conexões com os aspectos afetivos, estando relacionados à checagem dos traços de personalidade antes de delegar, ou então o uso de emoção para monitorar as tarefas. A segunda dimensão mais citada é o **risco** e as ligações encontradas foram no uso de emoção, personalidade e humor; especialmente em percepções de risco. As **regras** também apresentam várias contribuições e estão relacionadas a reguladores e ao controle de comportamentos normativos. Por outro lado, o **preconceito** está bastante associado com a Teoria *Appraisal* e o principal objetivo é computar a similaridade de acordo com a cultura, personalidade e emoção. A **observação direta**, por sua vez, está relacionada com a transmissão de estados afetivos no ambiente por meio do Contágio Emocional, podendo

auxiliar no processo de tomada de decisão. Por fim, pode-se observar também na Tabela 4.1 as ligações entre informações sociológicas, ambientes abertos, preferências e incentivo para *feedbacks*; juntamente com suas respectivas abordagens. Elas não serão discutidas em detalhes devido ao fato de que apresentam conceitos muito parecidos com as outras dimensões.

Por meio da observação dos dados da Tabela 4.1, pode-se notar que todas essas teorias desempenham um papel importante na área da confiança, visto que existem muitas oportunidades para implementar tais conceitos em modelos de confiança e reputação. Baseado nisso, a primeira hipótese da tese pode ser confirmada, que indica que diferentes dimensões dos modelos de confiança e reputação requerem diferentes aspectos afetivos para sua operacionalização.

Baseado nessa tabela foi construída a Figura 4.2, que relaciona as dimensões dos modelos de confiança e reputação (esquerda) com os aspectos afetivos (direita). O objetivo desta figura é mostrar uma visão conceitual das relações entre as duas áreas, bem como apresentar introspecções sobre quais abordagens podem ser utilizadas em cada uma das dimensões.

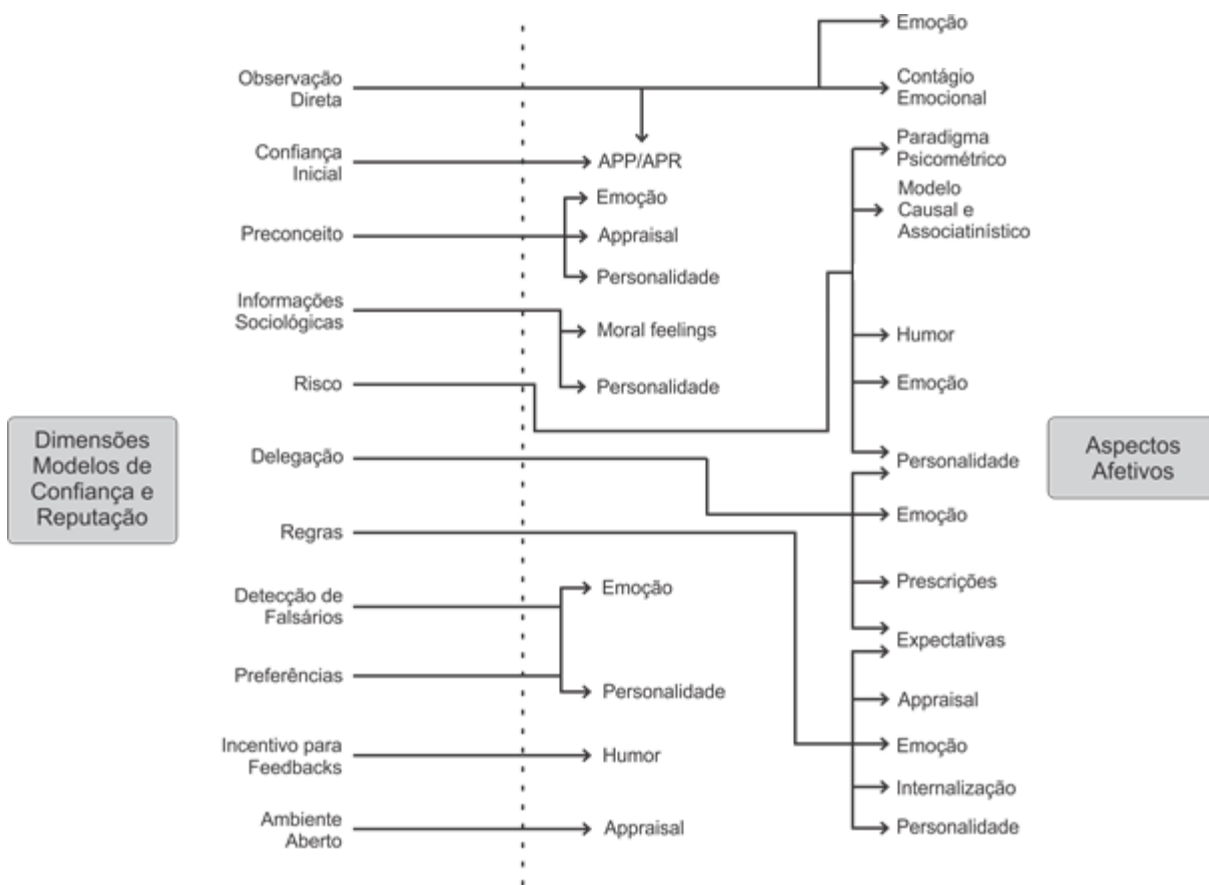


Figura 4.2. Relações entre dimensões e aspectos afetivos (O autor)

Conforme pode ser observado na Figura 4.2, os aspectos afetivos mais utilizados são a personalidade e emoção, e conclui-se que isso ocorre pelo fato de que essas abordagens são as que mais apresentam fontes de informação relevantes. É importante enfatizar que por mais que emoção e Teoria *Appraisal* estejam interligados, nesta figura optou-se por colocar ambas em locais separados. Desta forma, o termo **emoção** é utilizado quando existe uma ligação com emoções mais básicas, enquanto que o segundo termo é usado quando a Teoria *Appraisal* é utilizada.

Similarmente, a Figura 4.3 apresenta as ligações entre os temas relacionados à confiança (esquerda) com os aspectos afetivos (direita).

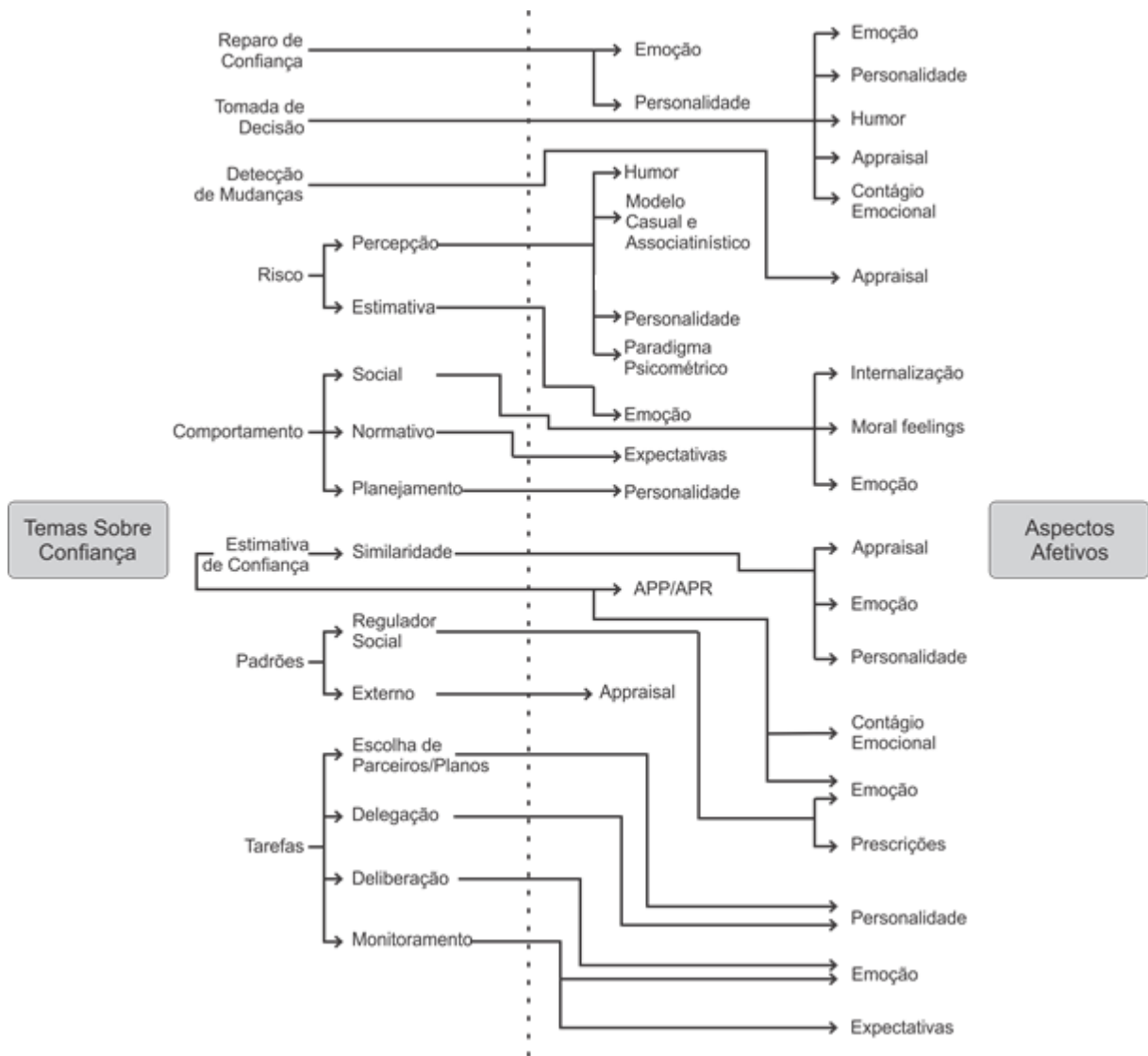


Figura 4.3. Relações entre temas sobre confiança e aspectos afetivos (O autor)

Diferentemente da Figura 4.2, esta imagem trata de assuntos mais gerais usualmente abordados por pesquisadores da área de modelos de confiança, como por exemplo: reparo da confiança, tomada de decisão, deteccção de mudanças em ambientes, risco, comportamentos, estimativa da confiança, padrões e tarefas. Esses temas são os mesmos apresentados na Tabela 4.1 e algumas especializações foram feitas nos seguintes itens: risco (percepção e estimativa), comportamento (social, normativo e planejamento), estimativa da confiança (similaridade), padrões (reguladores sociais e externos) e tarefas (escolha de parceiros e tarefas, delegação, deliberação e monitoramento). Assim como na Figura 4.2, os aspectos afetivos mais utilizados são a personalidade e a emoção.

4.11 Conclusão

Este capítulo apresentou como os aspectos afetivos podem ser utilizados nas dimensões dos modelos de confiança e reputação, mostrando como esses conceitos podem ser aplicados em cada uma delas. Para isso, foi construída uma tabela e duas figuras que mostram uma visão conceitual da ligação entre as áreas da confiança e os aspectos afetivos. Buscou-se argumentar que o desenvolvimento de modelos de confiança e reputação (integrados ou não com os paradigmas numérico ou cognitivo), pode auxiliar na construção de modelos mais parecidos ao comportamento humano e apresentar resultados mais realistas se comparados com abordagens existentes que não fazem uso de aspectos afetivos para a inferência da confiança ou reputação. Este capítulo também validou a primeira hipótese da tese, que indica que diferentes assuntos da área da confiança requerem diferentes aspectos afetivos. Além disso, também foi cumprido o primeiro objetivo específico da tese, que é a vinculação das dimensões com tais aspectos.

Capítulo 5

Modelo Computacional Afetivo

Este capítulo tem por objetivo detalhar o modelo computacional afetivo construído na presente tese. Com isso, a Seção 5.1 revisa e reforça os objetivos e hipóteses, enquanto que a Seção 5.2 apresenta a visão conceitual e genérica do modelo proposto, abordando os fluxos de entradas e saídas e indicando como o modelo se propõe a calcular a confiança de usuários e a reputação de itens. Para melhor entendimento da aplicação prática do modelo, são apresentadas quatro bases de dados que exemplificam o seu funcionamento na Seção 5.3, bem como a composição do conjunto de experimentos. Posteriormente, na Seção 5.4 é realizada uma discussão sobre as dimensões e características do modelo proposto, levando em conta o conteúdo do Capítulo 2 e do Capítulo 4.

5.1 Considerações iniciais

O modelo de confiança e reputação proposto tem o objetivo de calcular a confiança de usuários e a reputação de itens utilizando traços de personalidade e emoção, sendo aplicado em sistemas de avaliação no qual existem dados textuais disponíveis. Para alcançar este objetivo, foi necessária a construção de bases de dados de sistemas de avaliação, as quais foram utilizadas para realizar análises de correlação e precisão entre os aspectos afetivos com os valores de reputação numéricas já existentes originalmente. Com isso, procurou-se avaliar qual a contribuição dos aspectos afetivos para a construção de modelos de confiança e reputação. Os processos para o cumprimento desses objetivos estão descritos neste e no próximo capítulo.

Por meio do modelo proposto nas seções seguintes e das avaliações realizadas no Capítulo 6, procura-se validar a hipótese sobre a possibilidade de desenvolvimento de modelos de confiança e reputação afetivos que possuam utilidade similar ou superior aos modelos já existentes. Com isso, busca-se validar a hipótese de que esses dados podem compor a confiança de usuários e a reputação de itens. Por fim, utilizando as bases de dados procura-se validar a hipótese de que sistemas emocionais de confiança e reputação podem ser adaptados para aplicações de avaliação de itens quando há dados textuais disponíveis.

5.2 Modelo proposto

Esta seção tem por objetivo apresentar os modelos de confiança e reputação propostos nesta tese, mostrando e detalhando os pré-requisitos para sua implementação, os processos, algoritmos, entradas e saídas. Antes de detalhá-los é importante diferenciar dois termos frequentemente utilizados no presente contexto, ou seja, **avaliações** e **comentários**. Uma avaliação é um texto escrito por um usuário avaliando um determinado produto, serviço, pessoa ou transação; genericamente chamado de **item** nesta tese. Uma avaliação é constituída por uma nota, desta forma, o usuário escreve um texto sobre o item e também atribui uma nota a ele. Por outro lado, um comentário é também um texto escrito por um usuário sobre determinado item, porém, esse texto não é composto por uma nota.

Desta forma, o modelo proposto é dividido em três partes. A primeira é relacionada ao modelo de confiança do usuário e utiliza dados de traços de personalidade e emoção inferidos de comentários ou avaliações, os quais são escritos pelo próprio usuário. Objetiva-se prever o quão confiável um usuário é baseado nos seus traços de personalidade e em suas emoções inferidas a partir de seus textos. Por outro lado, a segunda parte diz respeito ao modelo de reputação de itens, que utiliza dados de emoção inferidas a partir das avaliações textuais que os usuários fizeram para itens. O intuito é inferir o valor da reputação de itens baseando-se nas emoções transmitidas nessas avaliações. Finalmente, a terceira parte do modelo é composta pela junção dos valores de confiança dos usuários e reputação dos itens, ou seja, avaliações escritas por usuários com baixa confiança terão menor impacto na reputação de itens.

5.2.1 Pré-requisitos das bases de dados do modelo

Para a utilização da primeira parte do modelo (confiança do usuário), é necessário existir uma base de dados com as seguintes características: (i) dados sobre usuários, (ii) comentários ou avaliações escritos por esses usuários e (iii) dados que possam caracterizar a confiança dos usuários (comentários recebidos de outros ou reputação, por exemplo). Como visto anteriormente, o intuito é inferir a confiança com base nos traços de personalidade e emoção, e para isso, os principais pré-requisitos são a existência de textos para a inferência de traços de personalidade/emoção e valores de confiança para posterior aplicação de algoritmos de aprendizagem de máquina.

Por outro lado, para a utilização da segunda parte do modelo (reputação de itens) é necessário existir uma base de dados de um sistema de avaliação ou similar, a qual deve conter as seguintes características: (i) dados sobre itens e (ii) avaliações feitas sobre esses itens. Desta forma, o principal pré-requisito é a existência de avaliações, as quais conterão os textos para a inferência de emoção e as avaliações numéricas para posterior aplicação de algoritmos de aprendizagem de máquina.

Para que o modelo completo possa ser programado é necessário que a base de dados contenha as cinco características descritas, tanto do modelo de confiança quanto do modelo de reputação. É importante salientar que caso uma base de dados contenha somente as características de um dos dois modelos, ainda assim é possível operacionalizar o seu funcionamento. Isso é plausível devido ao fato de que os dois modelos são independentes e podem ser utilizados separadamente.

As duas próximas seções apresentam os processos, entradas, saídas e recursos utilizados tanto do modelo de confiança quanto do modelo de reputação.

5.2.2 Processos do Modelo de Confiança

Na Figura 5.1 é apresentado o diagrama de atividade relativo à primeira parte do modelo, que é a construção da confiança do usuário. Como citado na seção anterior, o pré-requisito para a implementação deste modelo é a existência de uma base de dados que possua (i) dados sobre os usuários, (ii) comentários/avaliações escritos por esses mesmos usuários e (iii) dados que possam caracterizar sua confiança. Como pode ser observado na Figura 5.1, o

primeiro passo é **selecionar atributos**, que diz respeito a realizar uma análise nos dados disponíveis na base com o intuito de selecionar aqueles que podem representar algum tipo de informação adicional, as quais devem ser combinadas com os dados de personalidade e emoção posteriormente. Pode-se notar nesta figura que esse processo recebe como entrada a base de dados original, e alguns exemplos de dados que podem ser extraídos são relativos ao perfil dos usuários, tais como idade, gênero, número de fotos, quantidade de avaliações/comentários realizados, dentre outros. Com isso, o objetivo é verificar se os dados de personalidade e emoção em conjunto com os dados já existentes no ambiente conseguem melhorar as inferências da confiança do usuário. Essa abordagem de combinação é plausível porque de acordo com Celli (2011) e Bai et al. (2012), dados adicionais relativos ao ambiente podem ser úteis para auxiliar os algoritmos.

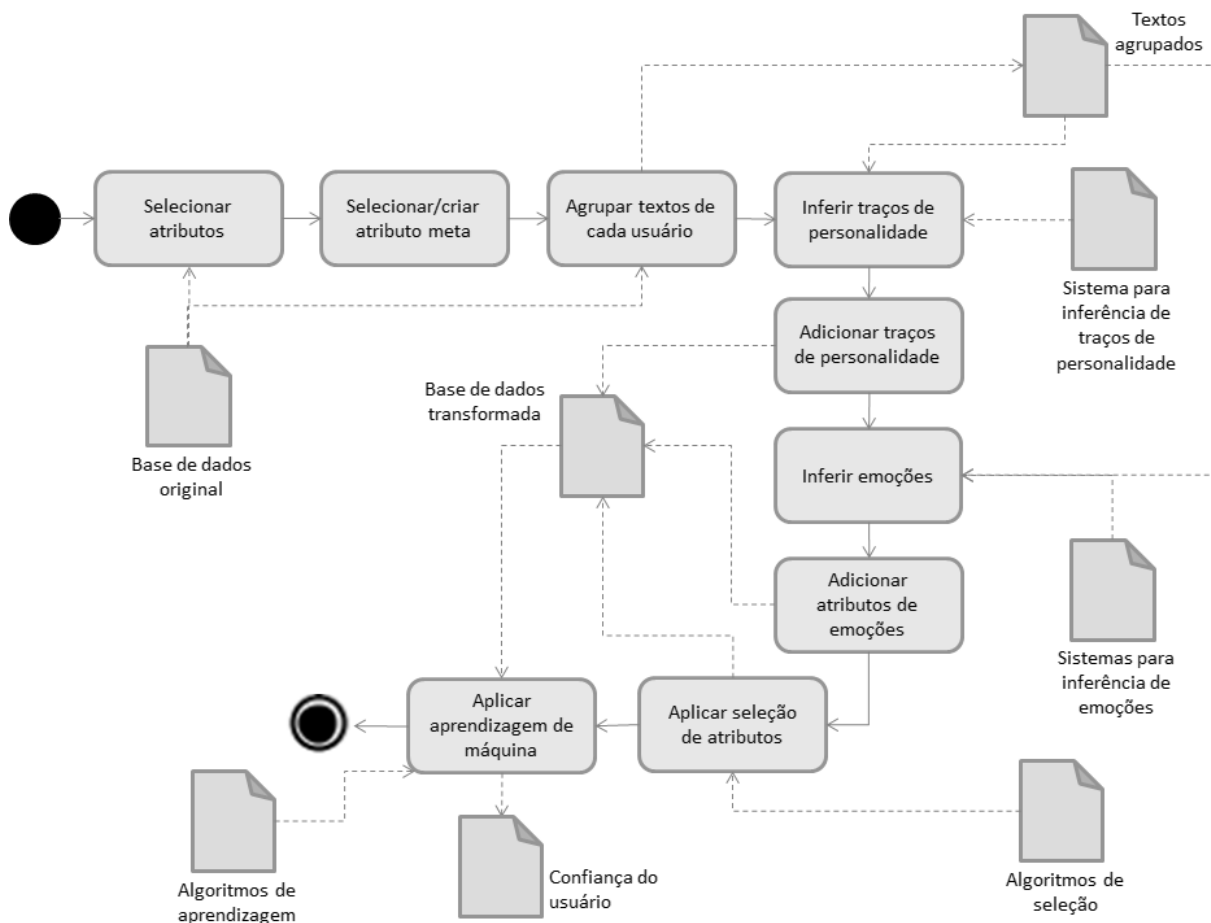


Figura 5.1: Diagrama de atividade do modelo de confiança (O autor)

É importante enfatizar que a seleção de atributos dar-se-á de acordo com as características e do cenário da base de dados, podendo ser extraídos atributos distintos para

cada tipo de aplicação. O segundo processo da Figura 5.1 é **selecionar/criar atributo meta**, o qual está diretamente relacionado à construção do modelo de confiança, pois é por meio deste atributo que os algoritmos de aprendizagem de máquina irão operar. Desta forma, este atributo deve conter os dados que indicam a confiança ou reputação do usuário, como por exemplo: votos recebidos de outros membros da comunidade, transações realizadas, votos de utilidade recebidos por comentários escritos, dentre outros. Em algumas bases, as informações sobre a confiança já podem existir, enquanto que em outras esses valores devem ser criados e calculados com base na seleção dos atributos. A modelagem do atributo meta poderá ser feita na forma de um problema de classificação ou de regressão, de acordo com as características da base de dados. Como valores de confiança são em geral representados por atributos contínuos, caso seja optada a utilização de regressão nenhum processamento adicional precisa ser realizado, bastando utilizar os valores já existentes. Por outro lado, se for escolhido modelar o problema como classificação, é necessário que o atributo meta seja transformado em um atributo nominal. Por exemplo, sistemas como o *eBay* ou *Mercado Livre* trabalham com valores de reputação de acordo com a frequência de participação do usuário no site, ou seja, caso um vendedor tenha 100% de reputação e fique um longo período sem vender, sua reputação será reiniciada. Nestes cenários, é comum encontrar uma distribuição de frequência somente entre valores “0” ou “100”, sendo necessário avaliar a transformação destes dados em classes, tais como “Baixa” ou “Alta” (Seção 5.3.2).

O próximo passo indicado na Figura 5.1 consiste em **agrupar os textos de cada usuário**, recebendo como entrada a **base de dados original** e retornando os **textos agrupados**. Isso é necessário porque de acordo com Celli e Zaga (2013), são necessários vários textos de um mesmo usuário para uma melhor mensuração de seus traços de personalidade. No trabalho desses autores, são utilizados um mínimo de 12 textos escritos por cada usuário analisado. Esse fato é sustentado por Nunes (2009), que afirma ser necessária uma observação mais detalhada pelo motivo da personalidade não ser um fator transitório. Gosling (2009) também sustenta essa ideia, afirmando que a personalidade é consistente ao longo do tempo e que vários comportamentos precisam ser analisados antes de chegar a uma conclusão sobre os traços de personalidade de uma pessoa. Nenhum dos autores dos sistemas para inferência de traços de personalidade faz menção ou algum tipo de recomendação sobre o tamanho dos textos ideais.

Posteriormente ao agrupamento dos textos, a próxima etapa do fluxo apresentado na Figura 5.1 consiste em **inferir traços de personalidade**, recebendo como entrada os **textos agrupados** e aplicando um **sistema para inferência de traços de personalidade** para fazer a leitura dos textos e retornar os valores correspondentes a cada um dos traços de personalidade. Neste sentido, a Seção 3.6 do Capítulo 3 apresentou o exemplo de um texto de entrada e dos valores retornados pelos sistemas de inferência. Em seguida, o próximo passo consiste em **adicionar traços de personalidade** na base de dados transformada, a qual contém os campos originais que foram anteriormente selecionados mais um novo atributo para cada traço, ou seja, extroversão, neuroticismo, agradabilidade, conscienciosidade e abertura para experiência (levando em conta o Modelo dos Cinco Grandes Fatores).

A próxima etapa do fluxo da Figura 5.1 é a **inferência de emoções**, que recebe como entrada os **textos agrupados** e utiliza um **sistema para inferência de emoções** para ler os textos e retornar os valores de emoção. Neste sentido, a Seção 3.6 do Capítulo 3 apresentou o *Synesketch* (KRCADINAC et al., 2013), que retorna valores de peso (intensidade) para as emoções, bem como a valência das frases. Em seguida, o próximo passo consiste em **adicionar atributos de emoções** na base de dados transformada, a qual contém os campos descritos no parágrafo anterior mais os atributos de emoção e valência. A adição desses atributos depende do retorno do sistema de inferência utilizado, pois outras ferramentas podem não apresentar os mesmos dados retornados pelo *Synesketch* (KRCADINAC et al., 2013).

Com isso, o modelo de confiança do usuário é uma combinação de seus traços de personalidade e suas emoções, ambos inferidos a partir dos textos escritos por ele. Esta teoria é sustentada por Lisetti (2002), que argumenta sobre uma hierarquia com a estruturação do afeto, humor, emoção e personalidade, na qual a personalidade está no topo; indicando que personalidades diferentes podem influenciar a propensão de um conjunto esperado de emoções. Além disso, os traços de personalidade podem ser definidos como padrões duradouros de pensamento e comportamento que representam uma prontidão para responder de forma particular à estímulos do ambiente (as emoções constituem parte dos próprios traços). Por exemplo, a extroversão está associada à emoção da alegria (FURUMO; PILLIS, 2009; McCRAE; JOHN, 1992) enquanto que neuroticismo está relacionado à emoções negativas, principalmente raiva e medo (GOLBECK et al. 2011; McCRAE; JOHN, 1992; REISENZEIN; WEBER, 2008). Por fim, Zuo et al. (2013) também afirmam que as

características emocionais tem grande impacto na personalidade do usuário, enquanto que Celli e Zaga (2013) argumentam que o reconhecimento da personalidade pode ajudar na inferência de emoção, hipotetizando que a personalidade pode ser um bom previsor de polaridade. Devido a essas evidências da área da Psicologia, o modelo de confiança apresenta uma composição dos traços de personalidade e atributos de emoção, sendo ambos adicionados na base de dados transformada da Figura 5.1.

O próximo passo apresentado no diagrama consiste em **aplicar seleção de atributos** na **base de dados transformada**, utilizando para isso **algoritmos de seleção**. Esse processo tem o objetivo de encontrar o melhor conjunto de atributos dentre aqueles já existentes na base de dados original, bem como os atributos de personalidade e emoção anteriormente adicionados. É importante frisar que esse passo pode ser opcional dependendo dos resultados obtidos, ou seja, caso sejam retornados coeficientes de correlação ou precisão adequados ao contexto não há necessidade da aplicação desse processo. Por fim, o último passo do modelo consiste em **aplicar aprendizagem de máquina** para construir o modelo de **confiança do usuário**, utilizando como entrada a **base de dados transformada** e **algoritmos de classificação ou regressão**, dependendo da modelagem do atributo meta.

Com isso, a sequência de processos apresentados na Figura 5.1 mostrou todo o fluxo necessário para a construção da confiança do usuário, desde a seleção inicial dos atributos até a aplicação de algoritmos de aprendizagem de máquina para a geração dos modelos aprendidos. A próxima seção detalha o modelo de reputação.

5.2.3 Processos do Modelo de Reputação

A Figura 5.2 mostra o diagrama de atividade dos processos executados na segunda parte do modelo, ou seja, a construção da reputação de itens.

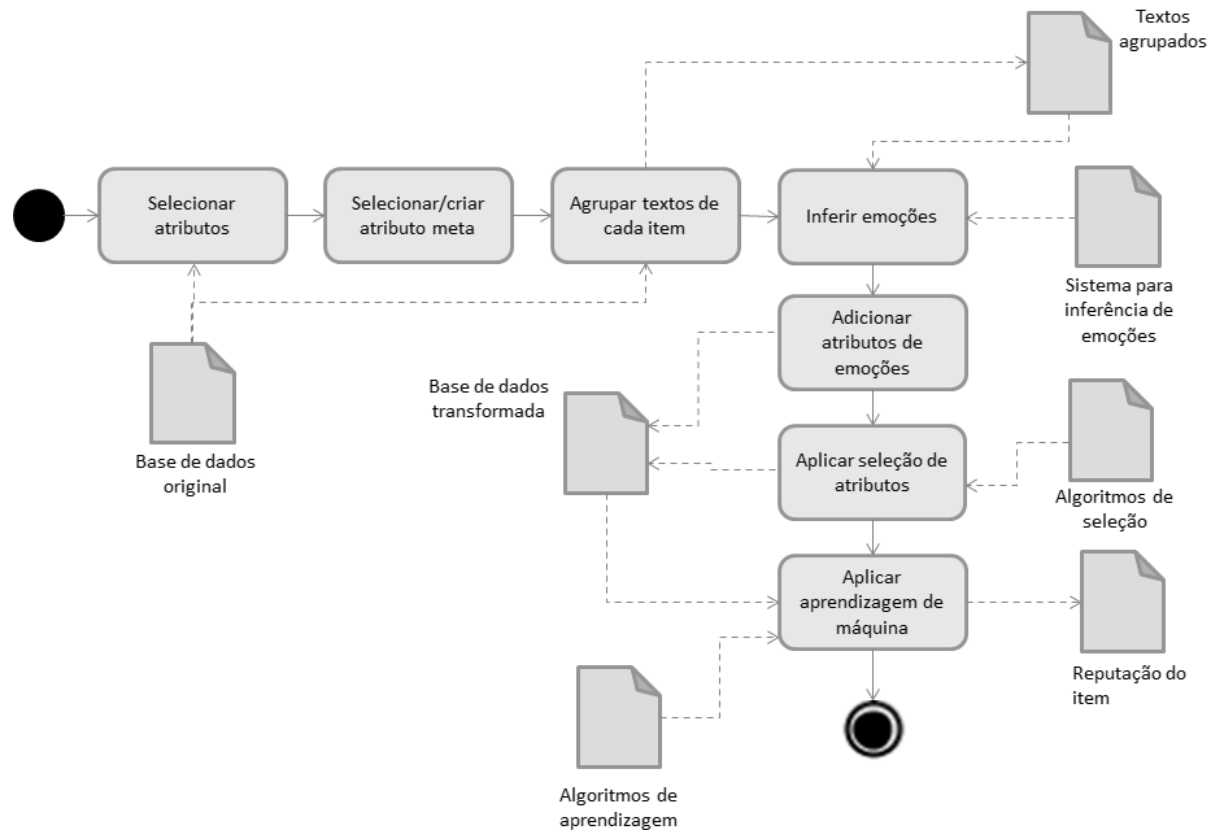


Figura 5.2: Diagrama de atividade do modelo de reputação (O autor)

Conforme citado na seção anterior, o pré-requisito para a implementação deste modelo é a existência de uma base de dados que possua dados sobre itens e avaliações feitas para esses itens. A seguir, os processos da Figura 5.2 serão explanados de forma sucinta, visto que a maioria deles é similar ao modelo de confiança; diferenciando-se basicamente pelo cenário e o uso somente de emoção.

O primeiro passo que pode ser observado na Figura 5.2 é **selecionar atributos**, o qual tem a mesma função apresentada anteriormente: escolher atributos para serem combinados com os valores de reputação já existentes. Como a base de dados deste modelo está relacionada a itens, podem-se encontrar não somente dados de pessoas, mas também de transações, produtos ou serviços. O segundo processo da Figura 5.2 é **selecionar/criar atributo meta**, o qual deve conter os dados que indicam a reputação já existente de um determinado item. Pelo motivo deste modelo possuir como pré-requisito um conjunto de avaliações, muitas vezes o atributo meta poderá estar disponível. Isso ocorre pelo fato das avaliações serem compostas por uma nota numérica, bastando que seja feita a média (aritmética, por exemplo) de todas as avaliações para um determinado item. A forma de

modelagem do atributo meta segue o mesmo padrão do modelo de confiança, ou seja, como um problema de classificação ou de regressão.

O próximo passo indicado na Figura 5.2 é **agrupar os textos de cada item**, recebendo como entrada a **base de dados original** e retornando os **textos agrupados**. Esse passo é necessário porque é preciso inferir emoções de todos os textos que são relacionados a um determinado item. Após os textos terem sido agrupados, a próxima etapa é **inferir emoções**, que recebe como parâmetro de entrada os **textos agrupados** e faz uso de um **sistema para inferência de emoções**. Em seguida devem-se **adicionar atributos de emoções** que foram retornados pelo sistema, combinando-os na **base de dados transformada** com os atributos selecionados no primeiro passo.

A penúltima etapa é **aplicar seleção de atributos** na **base de dados transformada** para obter o conjunto de atributos mais eficiente. Lembrando que como no modelo anterior, esse processo é opcional e deve ser executado quando os atributos originais não apresentarem resultados superiores se comparados com a abordagem numérica. Por fim, o último processo é **aplicar aprendizagem de máquina** com o intuito de construir o modelo de reputação do item, utilizando como entrada a **base de dados transformada** e **algoritmos de classificação ou regressão**.

Com isso, a sequência de processos apresentados na Figura 5.2 mostrou resumidamente o fluxo para a construção da reputação de itens, desde a seleção dos atributos iniciais até a geração dos modelos aprendidos.

5.2.4 Combinação do Modelo de Confiança e Reputação

Como discutido na Seção 5.2.1 e mostrado nas Figuras 5.1 e 5.2, tanto o modelo de confiança quanto o modelo de reputação podem ser implementados independentemente um do outro; bastando que as bases de dados de cada modelo apresentem os pré-requisitos descritos anteriormente. Por outro lado, caso esteja disponível uma base de dados que contenha as cinco características, é possível combinar ambos os modelos conforme mostrado na Figura 5.3.

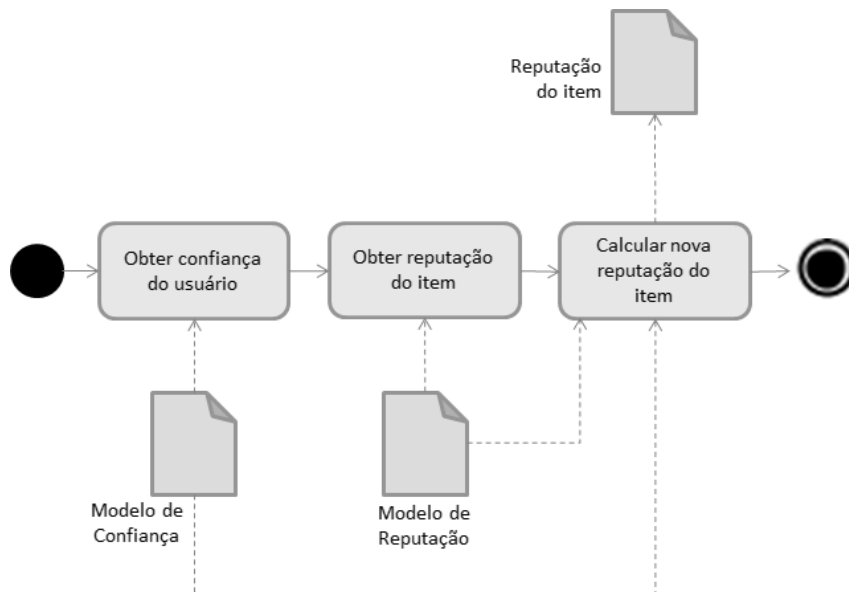


Figura 5.3: Diagrama de atividade da combinação dos modelos (O autor)

Como pode ser observado nesta figura, o primeiro processo é **obter confiança do usuário**, que é o resultado da aplicação do modelo de confiança explanado anteriormente. Similarmente, a próxima atividade consiste em **obter reputação do item**, que para isso necessita da aplicação do modelo de reputação. O último processo consiste em **calcular nova reputação do item**, que recebe como entrada a reputação do item; e com base na entrada da confiança do usuário é capaz de calcular a nova **reputação do item**.

Conforme pôde ser observado, a utilidade da junção dos dois modelos está na possibilidade de efetuar um novo cálculo da reputação do item baseado na confiança do usuário. Desta forma, evita-se que usuários com baixa reputação tenham grande influência no sistema de avaliação, diminuindo o peso de sua nota em todas as suas avaliações.

Para exemplificar, considera-se o usuário **A** que teve o valor 0,9 atribuído pelo modelo de confiança e o usuário **B** que teve o valor 0,2 (em uma escala de 0 a 1). Pode-se observar que o primeiro usuário tem um bom nível de confiança, enquanto que o segundo possui confiança baixa. Considerando que ambos os usuários tenham avaliado o mesmo item **Y** com a mesma nota 0,8; o peso de cada nota pode ser calculado de acordo com a confiança do usuário, ou seja, $N_u * Conf_u$, sendo N_u = nota atribuída pelo usuário e $Conf_u$ = confiança do usuário. Com isso, o peso da nota do usuário **A** é 0,72 e o peso da nota do usuário **B** é de somente 0,16.

5.3 Exemplos de aplicação do modelo

A Seção 5.2 teve como objetivo apresentar o modelo proposto, mostrando seus fluxos, entradas e saídas. Com o intuito de prover uma visão prática de seu funcionamento, a presente seção apresenta sua aplicação com quatro bases de dados. Para isso, esta seção está dividida em duas partes: a primeira aborda a construção do modelo de confiança e a segunda é relacionada ao modelo de reputação. Desta forma, nesta parte da tese cumpre-se o segundo objetivo específico da tese, que diz respeito à construção de bases de dados de sistemas de avaliação para o desenvolvimento dos experimentos.

Baseado na Tabela 3.2 do Capítulo 3, foram selecionados três sistemas para inferência de traços de personalidade para a execução dos experimentos, ou seja, o *Personality Recognizer* (MAIRESSE et al. 2007), o PEAR (CELLI 2017) e o *SenticPersona* (PORIA et al. 2013). Esses sistemas foram escolhidos porque os três apresentam APIs ou ferramentas *online* para execução dos testes e também pelo fato de serem amplamente referenciados na literatura. Ainda conforme a Tabela 3.2, a abordagem psicológica mais utilizada é a abordagem de traços com a Teoria dos Cinco Grandes Fatores, pois como discutido no Capítulo 3 esta é a abordagem mais utilizada para implementação de experimentos com personalidade em Ciência da Computação. Com relação ao idioma, nota-se que o inglês é a língua predominante dos sistemas para inferência, e por esse motivo, os experimentos realizados nesta tese levam em consideração somente este idioma. Além disso, é pequeno o número de sistemas de inferência para a língua portuguesa e também há uma dificuldade em construir bases de dados em português que se adequam aos pré-requisitos estabelecidos na seção 5.2.1.

Com relação ao sistema para inferência de emoção, foi utilizado somente o *Synesktech* (KRCADIANC et al., 2013) pelo motivo de disponibilizar uma API para testes e também ser baseado no idioma inglês.

5.3.1 Aplicação do Modelo de Confiança – *Trip Advisor*

Essa seção apresenta o detalhamento da base de dados do *Trip Advisor* utilizada para explicação e experimentação do modelo de confiança apresentado na Figura 5.1 e detalhado na Seção 5.2.2. O *Trip Advisor* é um site que apresenta opiniões de usuários sobre turismo,

principalmente sobre hotéis, restaurantes e atrações em cidades. Em geral, as pessoas o acessam para consultar opiniões de outros usuários antes de escolherem uma atração a visitar. Após um usuário estar cadastrado, pode escrever comentários em qualquer uma dessas categorias, sendo que esses comentários podem receber votos de utilidade de outros usuários. No presente contexto, tais votos de utilidade são usados para compor a reputação do usuário; conforme será explanado na sequência. Com isso, essa base de dados cumpre os três requisitos apresentados na Seção 5.2.1, ou seja, (i) apresenta dados sobre os usuários, (ii) esses usuários escrevem avaliações sobre hotéis, restaurantes ou cidades, e finalmente, (iii) existem os votos de utilidade para compor a reputação dos usuários.

Com relação aos dados analisados pelos sistemas de inferência de traços de personalidade e emoção, a Tabela 5.1 apresenta algumas estatísticas. É possível observar que 86.432 frases não foram processadas pelo sistema de inferência de emoção (544.878 – 458.446), visto que o mesmo não identificou nenhuma emoção nas respectivas frases. Neste sentido, é importante frisar que os sistemas para inferência de traços de personalidade analisaram todas as palavras. Essa base de dados foi extraída do site do *Trip Advisor* no período de dezembro de 2014, sendo utilizadas ferramentas do tipo *crawler* na linguagem Python para obtenção dos dados (não foram utilizadas *APIs* específicas do Trip Advisor).

Tabela 5.1: Estatísticas da base do modelo de confiança – *Trip Advisor*

Parâmetro da base	Valor
Número total de comentários	65.535
Número total de caracteres	52.480.378
Média de caracteres por comentário	800
Número total de frases	544.878
Número total de frases com emoções inferidas	458.446
Número de usuários	1.632
Média de comentários por usuário	40
Média de frases analisadas por usuário	280
Número mínimo de comentários por usuário	5
Número máximo de comentários por usuário	795

Fonte: O autor

É possível observar na Tabela 5.1 que o usuário com menor número possui 5 comentários e o usuário com maior número possui 795. Isso se deve ao fato de que os experimentos foram executados sem uma padronização na estrutura dos textos ou a quantidade, pois em um ambiente real esse tipo de fato é comum. Com isso, foi utilizada a

maior quantidade de dados disponível na base, evitando assim descarte de possíveis informações potencialmente úteis.

A seguir serão apresentados os exemplos para esta base de dados levando em consideração os processos genéricos do modelo que foram apresentados na Figura 5.1. Não serão descritos os processos de **agrupar textos de cada usuário** e **inferir traços de personalidade**, devido ao fato de que o primeiro é somente um agrupamento dos dados, enquanto que o segundo já foi detalhado na Seção 3.6 do Capítulo 3. Além desses, os processos **aplicar seleção de atributos** e **aplicar aprendizagem de máquina** também não serão descritos neste capítulo porque ambos comporão a análise e avaliação dos resultados, sendo detalhados no Capítulo 6.

Selecionar atributos

Conforme explanado anteriormente, este processo diz respeito a selecionar os atributos já existentes na base de dados com o intuito de agregá-los posteriormente com os atributos que representam os dados afetivos. A Tabela 5.2 apresenta os campos disponíveis extraídos do *Trip Advisor* juntamente com sua descrição.

Tabela 5.2: Campos do *Trip Advisor* do modelo de confiança

Identificador	Campo	Descrição/Cálculo
1	Idade	Uma das faixas etárias: 13-17, 18-24, 25-34, 35-49, 50-64, 65+ ou nulo
2	Gênero	Masculino, feminino ou nulo
3	Distintivo de revisor	Uma das seis categorias: <i>Reviewer</i> , <i>Category</i> , <i>Passport</i> , <i>Helpful Votes</i> , <i>Explorer</i> e <i>Traveler's Choice</i> . Essas categorias são dadas aos usuários pelo <i>Trip Advisor</i> de acordo com a participação no site
4	Número total de comentários	Quantidade total de comentários escritas sobre hotéis, restaurantes ou atrações
5	Média de votos de utilidade por comentário	au/at
6	Quantidade de classificações	Quantidade total de classificações que o usuário deu para outros usuários
7	Quantidade de fotos	Quantidade total de fotos existente no perfil
8	Quantidade de fotos <i>thumbs up</i>	Quantidade total de fotos existente na

		primeira página do perfil
9	Porcentagem do mundo visitado	Porcentagem do mundo que o usuário visitou, calculado pelo <i>Trip Advisor</i> com base nas cidades visitadas
10	Quantidade de cidades visitadas	Quantidade de cidades que o usuário visitou, calculado pelo <i>Trip Advisor</i> com base nas cidades e/ou hotéis visitados
11	Total de milhas viajado	Total de milhas que o usuário viajou, calculado pelo <i>Trip Advisor</i> com base nas cidades visitadas
12	Reputação do revisor	$\frac{amu}{(amu + anmu)}$

Fonte: O autor

Como pode ser observado na Tabela 5.2, os campos de 1 até 11 representam dados variados relacionados ao usuário, bem como números relativos à sua participação no site (o campo 12 é o atributo meta e será discutido em seguida). Pode-se notar que os campos 5 e 12 apresentam equações, e a Tabela 5.3 apresenta a legenda para entendimento dos cálculos.

Tabela 5.3: Legenda dos campos do *Trip Advisor* do modelo de confiança

Símbolo/descrição	
<i>Au</i>	Quantidade total de votos de utilidade que o usuário recebeu de outros usuários a partir de seus comentários escritos
<i>At</i>	Quantidade total de comentários que o usuário escreveu
<i>Amu</i>	Quantidade total de comentários que o usuário escreveu e estas foram marcadas como úteis pelos outros usuários pelo menos uma vez
<i>Anmu</i>	Quantidade total de comentários que o usuário escreveu e estas não foram marcadas como úteis pelos outros usuários nenhuma vez

Fonte: O autor

O campo 5 apresenta uma média dos votos de utilidade recebidos por comentário. Por exemplo, considerando um determinado usuário que escreveu 50 comentários (campo 4) e esses comentários foram votadas 300 vezes (legenda *au* na Tabela 5.3); o campo 5 é calculado da seguinte maneira conforme equação apresentada na Tabela 5.2: $300 / 50 = 6$. É importante salientar que o número 300 representa a quantidade total de votos de utilidade que um usuário recebeu (*au*), ou seja, um comentário pode receber vários votos. O campo 5 é uma informação complementar adicionada na base de dados e foi calculada de acordo com os demais dados existentes.

Selecionar/criar atributo meta

Como o *Trip Advisor* em essência não é um sistema de reputação de usuários, a criação do atributo meta foi feita com base na precisão do usuário em suas avaliações, ou seja, baseado na quantidade de votos de utilidade recebidos de outros usuários (campo 12 da Tabela 5.2). Em outras palavras, a confiabilidade do usuário é dada pela sua reputação geral como revisor. Por exemplo, considerando um determinado usuário que escreveu 50 comentários (campo 4); e destes, 20 são votados como úteis pelo menos uma vez (*amu*) e os outros 30 não são votados (*anmu*); para obter o valor do campo 12 é necessário efetuar o seguinte cálculo conforme equação apresentada na Tabela 5.2: $20 / (20 + 30) = 0,40$. Como se pode observar, as avaliações no *Trip Advisor* são classificadas somente em positivas e sem classificação, o que dificulta a quantificação da atuação dos usuários por não ter disponível a quantidade de votos negativos. A Figura 5.4 apresenta o histograma do campo 12.

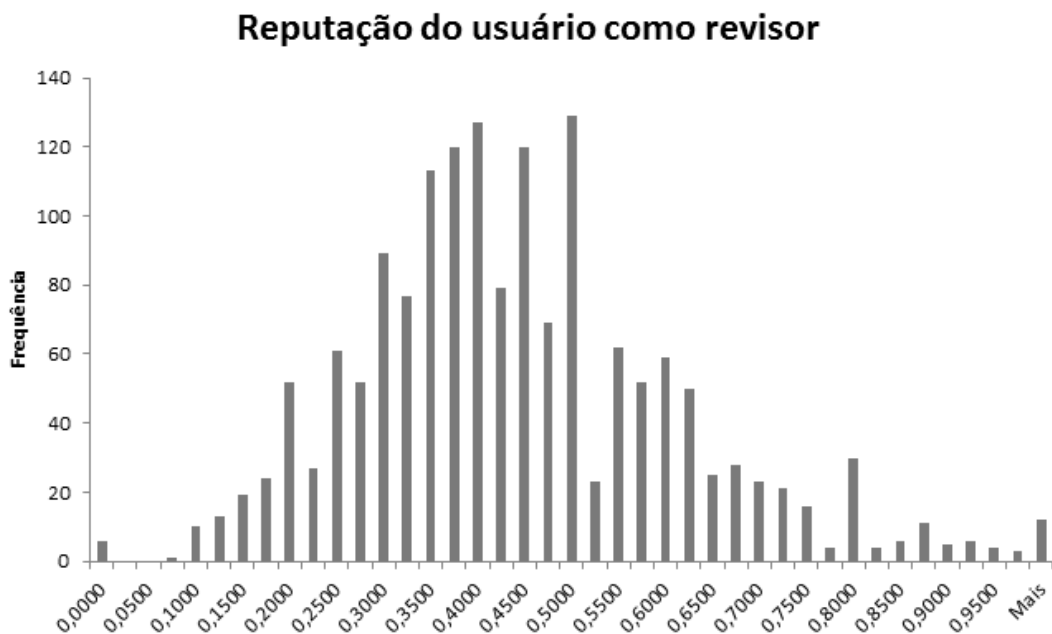


Figura 5.4: Histograma da reputação dos usuários como revisores – *Trip Advisor*

Com relação à modelagem do atributo meta, neste exemplo ele foi considerado como contínuo, ou seja, foram utilizados modelos de regressão, tais como os algoritmos de regressão linear, árvore *M5P* e regras *M5Rules* (Capítulo 6).

Adicionar traços de personalidade

O processo de adição dos atributos que são relacionados aos traços de personalidade na base de dados ocorre após o processo de agrupamento dos textos dos usuários e também depois dos traços de personalidade terem sido inferidos desses textos. Somente após esses dois processos é que eles são adicionados à base de dados. Desta forma, enquanto a Tabela 5.2 apresenta os dados originais do *Trip Advisor*, a Tabela 5.4 mostra os campos relativos aos traços de personalidade.

Tabela 5.4: Adição dos traços de personalidade

Identificador	Campo	Identificador	Campo
13	Extroversão (<i>Personality Recognizer</i>)	21	Conscienciosidade (<i>SenticPersona</i>)
14	Extroversão (<i>PEAR</i>)	22	Agradabilidade (<i>Personality Recognizer</i>)
15	Extroversão (<i>SenticPersona</i>)	23	Agradabilidade (<i>PEAR</i>)
16	Neuroticismo (<i>Personality Recognizer</i>)	24	Agradabilidade (<i>SenticPersona</i>)
17	Neuroticismo (<i>PEAR</i>)	25	Abertura para experiência (<i>Personality Recognizer</i>)
18	Neuroticismo (<i>SenticPersona</i>)	26	Abertura para experiência (<i>PEAR</i>)
19	Conscienciosidade (<i>Personality Recognizer</i>)	27	Abertura para experiência (<i>SenticPersona</i>)
20	Conscienciosidade (<i>PEAR</i>)		

Fonte: O autor

Pode-se observar na Tabela 5.4 que foram adicionados 15 novos campos na base de dados, os quais são relacionados aos três sistemas para inferência de traços de personalidade apresentados na Seção 3.6 do Capítulo 3, ou seja, o *Personality Recognizer*, o *PEAR* e o *SenticPersona*. É importante enfatizar que no presente contexto foram utilizadas as três ferramentas para realizar os experimentos levando em consideração essas três abordagens. Desta forma, não há uma exigência no modelo que indique a quantidade de ferramentas a serem utilizadas.

Inferir emoções

O próximo passo é inferir as emoções do conjunto de textos do usuário, para posteriormente adicioná-las na base de dados. Para exemplificar esse processo é necessário primeiramente apresentar o uso da API do *Synesketch* (KRCADINAC et al. 2013), pois os experimentos realizados para avaliar o modelo foram feitos com base nela. É importante frisar que esse passo depende diretamente do sistema utilizado, e diferentes sistemas de inferência podem requerer pré-processamentos distintos nos textos.

Para isso, será utilizado o mesmo comentário de exemplo apresentado no Quadro 3.1 do Capítulo 3 como parâmetro de entrada. A Tabela 5.5 ilustra o retorno do sistema, sendo possível observar que o comentário foi dividido em 16 frases, pois como citado na Seção 3.7 do Capítulo 3; ele foi desenvolvido para trabalhar com sentenças curtas. Com isso, cada frase apresenta um resultado individual que é combinado no final e mostrado na Tabela 5.6. Essa divisão do comentário em frases faz parte do pré-processamento e não está disponível nos processos nativos da ferramenta.

Tabela 5.5: Divisão do comentário em frases

Identificador	Frases	Retorno
01	I came here with my boyfriend in January	Peso geral: 0,00
02	After seeing all the great reviews, I decided to give this place a shot	Peso geral: 0,30 Valência: positiva Peso alegria: 0,26 Peso tristeza: 0,26 Peso surpresa: 0,02
03	All I can say is EXCELLENT!	Peso geral: 1,00 Valência: positiva Peso alegria: 1,00 Peso tristeza: 0,32
04	The location was great for the price, superb customer service, extremely clean rooms, free dvd rentals from the lobby, and definitely cozy!	Peso geral: 1,00 Valência: positiva Peso alegria: 1,00 Peso tristeza: 0,04 Peso medo: 0,27
05	The room provides a full size fridge, stove, pots, utensils, paper towels, everything!	Peso geral: 0,30 Valência: positiva Peso alegria: 0,30 Peso tristeza: 0,08
06	So convenient when you stay in NYC for a week and don't want to eat out every meal, every day	Peso geral: 0,44 Valência: negativa

		Peso tristeza: 0,19 Peso medo: 0,07
07	Did I mention the excellent customer service we were given? The front desk workers were really friendly and helpful	Peso geral: 1,00 Valência: positiva Peso alegria: 1,00
08	I'm a priority club member so they bumped me up to a room with a nicer view without asking :)	Peso geral: 1,00 Valência: positiva Peso alegria: 1,00 Peso medo: 0,06
09	You don't get housekeeping every day, but who cares!	Peso geral: 0,06 Valência: positiva Peso alegria: 0,03 Peso nojo: 0,02 Peso surpresa: 0,03
10	Free WiFi and free laundry tremendously helpful since our clothes got soaked from the snow	Peso geral: 0,00
11	An A+++++++!	Peso geral: 0,00
12	I can go on and on about this place	Peso geral: 0,05 Valência: negativa Peso tristeza: 0,05 Peso medo: 0,05
13	Just trust the reviews and stay here	Peso geral: 0,22 Valência: positiva Peso alegria: 0,11
14	It's a little gem in times square	Peso geral: 0,00
15	I don't like to share my gems, but I'd like to give them the extra business they deserve!	Peso geral: 0,13 Valência: positiva Peso alegria: 0,11 Peso surpresa: 0,13
16	Candlewood, you'll be seeing me again!	Peso geral: 0,08 Valência: negativa Peso alegria: 0,07 Peso tristeza: 0,08 Peso raiva: 0,08 Peso surpresa: 0,07

Fonte: O autor

Como pode ser observado na Tabela 5.5, para cada frase o sistema retorna o peso/intensidade geral, o peso para cada uma das emoções identificadas e a valência de cada uma. Maiores detalhes deste processo foram apresentados na Seção 3.7 do Capítulo 3.

Após obter os resultados apresentados para cada frase na Tabela 5.5, é necessário realizar a junção dos valores com o intuito de obter a análise final das emoções inferidas no comentário, a qual é mostrada na Tabela 5.6.

Tabela 5.6: Processamento das emoções do comentário

Campo	Representação	Valor
Quantidade de frases com emoções	$(pg > 0)$	12
Quantidade de frases sem emoções	$(pg = 0)$	4
Quantidade de frases com a emoção alegria		10
Peso médio das frases com a emoção alegria	$\sum pa/qa$	$4,88 / 10 = 0,48$
Quantidade de frases com a emoção tristeza		7
Peso médio das frases com a emoção tristeza	$\sum pt/qt$	$1,02 / 7 = 0,14$
Quantidade de frases com a emoção medo		5
Peso médio das frases com a emoção medo	$\sum pm/qm$	$0,45 / 5 = 0,09$
Quantidade de frases com a emoção raiva		1
Peso médio das frases com a emoção raiva	$\sum pr/qr$	$0,08 / 1 = 0,08$
Quantidade de frases com a emoção nojo		1
Peso médio das frases com a emoção nojo	$\sum pn/qn$	$0,02 / 1 = 0,02$
Quantidade de frases com a emoção surpresa		4
Peso médio das frases com a emoção surpresa	$\sum ps/qs$	$0,25 / 4 = 0,06$
Quantidade de frases com emoções positivas		14
Peso médio das frases com emoções positivas	$(pa + ps) / (qa + qs)$	$(0,48 + 0,06) / (10 + 4) = 0,03$
Quantidade de frases com emoções negativas		14
Peso médio das frases com emoções negativas	$(pt + pr + pm + pn) / (qt + qr + qm + qn)$	$(0,14 + 0,08 + 0,09 + 0,02) / (7 + 1 + 5 + 1) = 0,02$
Quantidade de frases com valência positiva		9
Média valência positiva	qvp/af	$9 / 12 = 0,75$
Quantidade de frases com valência negativa		3
Média valência negativa	qvn/af	$3 / 12 = 0,25$
Quantidade de frases com valência neutra		0,0
Média valência neutra	qvn/af	0,0

Fonte: O autor

Como pode ser observado na Tabela 5.6, a primeira coluna apresenta a descrição do campo, a segunda mostra as equações necessárias para seu cálculo e a terceira os exemplos

dos valores calculados com base na frase utilizada como exemplo. A Tabela 5.7 mostra a legenda para as equações.

Tabela 5.7: Legenda dos campos para cálculo das emoções

Símbolo/descrição			
Pg	Peso geral	Qr	Quantidade frases raiva
pa	Peso frases alegria	Pn	Peso frases nojo
qa	Quantidade frases alegria	Qn	Quantidade frases nojo
pt	Peso frases tristeza	Pr	Peso frases raiva
qt	Quantidade frases tristeza	Qr	Quantidade frases raiva
pm	Peso frases medo	Qvp	Quantidade frases valência positiva
qm	Quantidade frases medo	Qf	Quantidade frases com emoções inferidas
pr	Peso frases raiva	Qvn	Quantidade frases valência negativa

Fonte: O autor

A Figura 5.5 ilustra melhor o processo apresentado pela Tabela 5.5 e Tabela 5.6, na qual (i) um usuário faz um comentário, (ii) o comentário é dividido em frases, (iii) as emoções são inferidas de cada frase e por final, (iv) todas as emoções são combinadas para indicar os valores finais de todo o comentário.

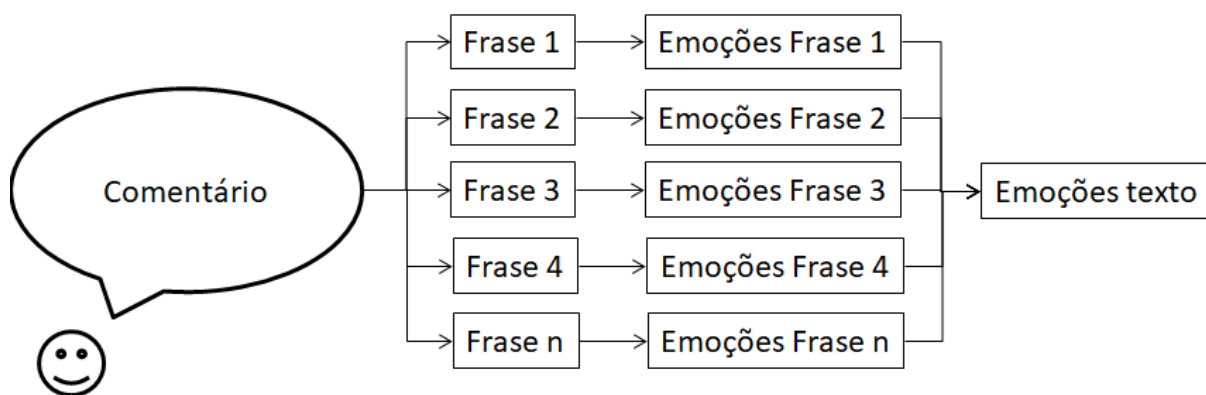


Figura 5.5: Inferência de emoções

Adicionar atributos de emoções

Após as emoções terem sido inferidas do conjunto de textos, é necessário adicionar os atributos referentes à elas na base de dados. Desta forma, a Tabela 5.8 apresenta os campos correspondentes.

Tabela 5.8: Adição dos atributos de emoções

Número	Campo	Número	Campo
28	Quantidade felicidade	40	Quantidade emoções positivas
29	Peso médio felicidade	41	Peso médio emoções positivas
30	Quantidade tristeza	42	Quantidade emoções negativas
31	Peso médio tristeza	43	Peso médio emoções negativas
32	Quantidade medo	44	Quantidade valência positiva
33	Peso médio medo	45	Média valência positiva
34	Quantidade raiva	46	Quantidade valência negativa
35	Peso médio raiva	47	Média valência negativa
36	Quantidade nojo	48	Quantidade valência neutra
37	Peso médio nojo	49	Média valência neutra
38	Quantidade surpresa	50	Quantidade de frases
39	Peso médio surpresa		

Fonte: O autor

Pode-se observar na Tabela 5.8 que foram adicionados 23 novos campos na base de dados, os quais são relacionados ao *Synsketch* (KRCADINAC et al. 2013). Neste momento é importante frisar novamente que esses campos podem sofrer alterações dependendo da ferramenta utilizada. Por exemplo, caso fosse utilizado um sistema baseado no modelo OCC, tal como o desenvolvido por Shaikh et al. (2009) e citado no Capítulo 3, seria necessária a adição de 22 novos campos somente para os valores de emoções; cada um correspondendo a uma emoção deste modelo.

Bases de dados transformadas

Com base na Tabela 5.2, Tabela 5.4 e Tabela 5.8 foram construídas nove bases de dados para execução dos experimentos, combinando os campos das tabelas e utilizando o campo 12 da Tabela 5.2 (reputação do revisor) como atributo meta. A Tabela 5.9 apresenta as combinações.

Tabela 5.9: Bases de dados para avaliação do modelo de confiança

Nome	Descrição	Combinações
Base 1	Sem personalidade ou emoções	Tabela 5.2
Base 2	<i>Personality Recognizer</i>	Tabela 5.2 + campos 13, 16, 19, 22 e 25 da Tabela 5.4
Base 3	<i>PEAR</i>	Tabela 5.2 + campos 14, 17, 20, 23 e 26 da Tabela 5.4
Base 4	<i>SenticPersona</i>	Tabela 5.2 + campos 15, 18, 21, 24 e 27 da Tabela 5.4
Base 5	<i>Personality Recognizer</i> + <i>PEAR</i> + <i>SenticPersona</i>	Tabela 5.2 + Tabela 5.4
Base 6	<i>Personality Recognizer</i> + Emoções	Tabela 5.2 + campos 13, 16, 19, 22 e 25 da Tabela 5.4 + Tabela 5.8
Base 7	<i>PEAR</i> + Emoções	Tabela 5.2 + campos 14, 17, 20, 23 e 26 da Tabela 5.4 + Tabela 5.8
Base 8	<i>SenticPersona</i> + Emoções	Tabela 5.2 + campos 15, 18, 21, 24 e 27 da Tabela 5.4 + Tabela 5.8
Base 9	<i>Personality Recognizer</i> + <i>PEAR</i> + <i>SenticPersona</i> + Emoções	Tabela 5.2 + Tabela 5.4 + Tabela 5.8

Fonte: O autor

É possível observar na Tabela 5.9 que em todas as bases de dados todos os campos da Tabela 5.2 foram acrescentados, o que corresponde ao primeiro processo da Figura 5.1 (selecionar atributos) que diz respeito à combinação dos dados existentes no ambiente/cenário com os atributos relacionados aos aspectos afetivos.

5.3.2 Aplicação do Modelo de Confiança – *eBay*

Além da base de dados do *Trip Advisor*, foi utilizada também uma base do *eBay* para realização dos experimentos com o modelo de confiança. O *eBay* é um site de comércio eletrônico que fornece uma plataforma para negociações, na qual as pessoas podem negociar vários tipos de bens. Em essência, esse site apresenta um modelo de reputação numérico baseado em interação direta, ou seja, depois que compradores e vendedores negociaram um produto eles são avaliados de acordo com os resultados da transação. Essa base de dados também cumpre os três requisitos apresentados na Seção 5.2.1, ou seja, (i) apresenta dados sobre os usuários, (ii) esses usuários escrevem avaliações sobre as transações de compra e venda e (iii) a reputação real dos indivíduos está disponível, seguindo o modelo de reputação do próprio *eBay*.

Como os processos do modelo genérico são os mesmos que foram apresentados na Seção 5.2.2, não será apresentado um passo a passo nesta seção. A Tabela 5.10 apresenta

estatísticas desta base de dados, que foi extraída do site do *eBay* no período de fevereiro de 2015 utilizando o software *WebHarvy Web Scraper*. Comparando com a Tabela 5.1 que apresentou as estatísticas do *Trip Advisor*, pode-se notar que por mais que a base do *eBay* tenha um número muito maior de usuários (4.667 x 1.632), a média de caracteres por texto é muito menor (59 x 800). Isso ocorre devido ao fato de que no *Trip Advisor* há um limite muito maior para que os usuários escrevam seus textos, além do motivo de que quem escreve comentários sobre atrações turísticas em geral está contando sua experiência no local. Este fato não ocorre no *eBay*, no qual os usuários tem menos espaço para digitar seus textos e em muitos casos, os textos podem ser repetitivos e padronizados.

Tabela 5.10: Estatísticas da base do modelo de confiança – *eBay*

Parâmetro da base	Valor
Número total de avaliações	349.149
Número total de caracteres	4.226.218
Média de caracteres por avaliação	59
Número total de frases	366.656
Número total de frases com emoções inferidas	258.983
Número de usuários	4667
Média de avaliações por usuário	55
Média de frases analisadas por usuário	55
Número mínimo de avaliações por usuário	1
Número máximo de avaliações por usuário	386

Fonte: O autor

A Tabela 5.11 apresenta os campos numéricos que foram extraídos do sistema do *eBay*, podendo-se notar que são menos dados se comparados ao *Trip Advisor*.

Tabela 5.11: Campos do *eBay* do modelo de confiança

Identificador	Campo	Descrição/Cálculo
1	Número de avaliações	Quantidade total de avaliações que um usuário fez sobre transações de compra e venda
2	Número de comentários	Quantidade total de comentários sobre produtos que um usuário realizou
3	Lista negra (<i>blacklist</i>)	Indica se o usuário está na lista negra (<i>blacklist</i>) do <i>eBay</i> , ou seja, que o usuário cometeu algum tipo de infração dentro do sistema
4	Reputação	Indica o valor real da reputação do usuário, calculado pelo próprio sistema de reputação do <i>eBay</i> (os valores estão na faixa de 0 até 100)

Fonte: O autor

O atributo meta não precisou ser calculado, pois conforme mencionado anteriormente o próprio sistema já disponibiliza a reputação dos usuários. A faixa de valores está no intervalo de 0 a 100 e existe uma grande concentração de usuários com o valor de reputação “100” e vários outros com “0”, existindo poucos usuários com valor de reputação entre esses valores. Isso se deve ao fato de que o *eBay* utiliza funções de decaimento para calcular a reputação, ou seja, se uma pessoa ficar muito tempo sem realizar transações a sua reputação pode cair drasticamente e facilmente chegar no valor zero. Devido a isso, optou-se por trabalhar com classificação por ser mais adequado para essa distribuição de dados, sendo utilizada a seguinte regra para construir as classes: se a reputação for maior ou igual a 50 o registro será da classe “Bom”, caso contrário será da classe “Ruim”.

Assim como descrito para a base de dados do *Trip Advisor* na Tabela 5.9, foram geradas nove bases de dados para o *eBay* seguindo o mesmo método apresentado anteriormente.

5.3.3 Aplicação do Modelo de Reputação – *Trip Advisor*

Esta seção apresenta o detalhamento da base de dados do *Trip Advisor* utilizada para explicação e experimentação do modelo de reputação de itens, o qual foi apresentado pela Figura 5.2 e detalhado na Seção 5.2.3. Com relação ao cumprimento dos pré-requisitos, a base de dados em questão (i) possui dados sobre hotéis e (ii) apresenta avaliações que os usuários realizaram para os hotéis. Essa base de dados é diferente da anterior e foi utilizada por

Roshchina et al. (2011) para a construção e análise de um sistema de recomendação baseado em personalidade.

Com relação aos dados analisados pelo sistema para inferência de emoção, a Tabela 5.12 apresenta as estatísticas. É possível observar que 16.960 frases não foram processadas pela ferramenta (110.210 – 93.250), visto que o mesmo não identificou nenhuma emoção nas frases analisadas. Maiores detalhes sobre o extrator foram apresentados na Seção 3.7 do Capítulo 3.

Tabela 5.12: Estatísticas da base do modelo de reputação – *Trip Advisor*

Parâmetro da base	Valor
Número total de avaliações	11.937
Número total de caracteres	10.537.693
Média de caracteres por avaliação	882
Número total de frases	110.210
Número total de frases com emoções inferidas	93.250
Número de hotéis	619
Média de avaliações por hotel	19
Média de frases analisadas por hotel	150
Número mínimo de avaliações por hotel	1
Número máximo de avaliações por hotel	104

Fonte: O autor

É possível observar na Tabela 5.12 que o hotel com menor número de avaliações possui somente uma enquanto que o hotel com maior número de avaliações possui 104. Isso se deve ao fato de que os experimentos foram executados sem uma padronização na estrutura dos textos ou a quantidade, pois em um ambiente real esse tipo de fato pode acontecer. Com isso, foi utilizada a maior quantidade de dados disponível na base de dados, evitando assim descarte de informação que pode vir a ser potencialmente útil.

A seguir serão apresentados os exemplos para esta base de dados levando em consideração os processos genéricos do modelo que foram apresentados na Figura 5.2. Não serão descritos os processos de **agrupar textos de cada item** e **inferir emoções**, devido ao fato de que o primeiro é somente um agrupamento dos dados, enquanto que o segundo já foi detalhado para o modelo de confiança, não existindo diferenças entre ambos. Além desses, os processos **aplicar seleção de atributos** e **aplicar aprendizagem de máquina** também não serão descritos neste capítulo porque ambos compõem a análise e avaliação dos resultados e serão detalhados no Capítulo 6.

Selecionar atributos

Conforme explanado anteriormente, este processo diz respeito a selecionar os atributos já existentes na base de dados com o intuito de agregá-los posteriormente com os atributos que representam as emoções. Na Tabela 5.13 são apresentados os campos disponíveis extraídos do *Trip Advisor*, juntamente com sua descrição.

Tabela 5.13: Dados do *Trip Advisor* do modelo de reputação

Identificador	Campo	Descrição
1	Número de avaliações sobre o hotel	Quantidade total de avaliações escritas sobre o hotel
2	Recomendado	Quantidade de usuários que recomendariam o hotel para amigos
3	Não recomendado	Quantidade de usuários que não recomendariam o hotel para amigos
4	Recomendado indefinido	Quantidade de usuários que não informaram se recomendariam ou não o hotel para amigos
5	Número de estrelas do hotel	Número de estrelas que o hotel possui, podendo ter os valores: 1, 2, 3, 4 ou 5
6	Reputação	$\frac{(nv + nq + nl + nlp + ns + nqs + ng)}{7}$ <p>Sendo nv = nota de valor (preço), nq = nota dos quartos, nl = nota da localização, nlp = nota da limpeza, ns = nota de serviços, nqs = nota de qualidade do sono e ng = nota geral</p>

Fonte: O autor

Como pode ser observado na Tabela 5.13, os campos de 1 até 5 representam informações relativas ao comportamento dos usuários no site, além do número de estrelas do hotel. É importante salientar que o número de estrelas diz respeito à categoria do hotel e não a avaliações recebidas de usuários.

Selecionar/criar atributo meta

Essa base de dados apresenta um modelo de reputação numérico no qual os usuários atribuem notas para os hotéis, deste modo, a reputação de um determinado hotel é dada com

base nas notas dadas nas avaliações feitas pelos usuários, em uma escala de 1 a 5. Na Tabela 5.13 o campo 6 apresenta a média geral das notas que um usuário atribuiu para determinado hotel, sendo possível observar que quando um usuário do *Trip Advisor* avalia um hotel, precisa informar a nota individual para cada uma das categorias (valor, quartos, localização, limpeza, serviços, sono e nota geral), sendo que a nota final é dada pela média aritmética. É importante salientar que o campo *ng* (nota geral) não é a reputação ou a nota final do hotel, mas sim um valor que compõe as outras notas e que está relacionado a como o usuário percebeu o hotel no geral. É devido a este fato que este campo é utilizado no cálculo da reputação final do hotel, que equivale à média aritmética das avaliações de todos os usuários. A Figura 5.6 apresenta o histograma do campo 6.

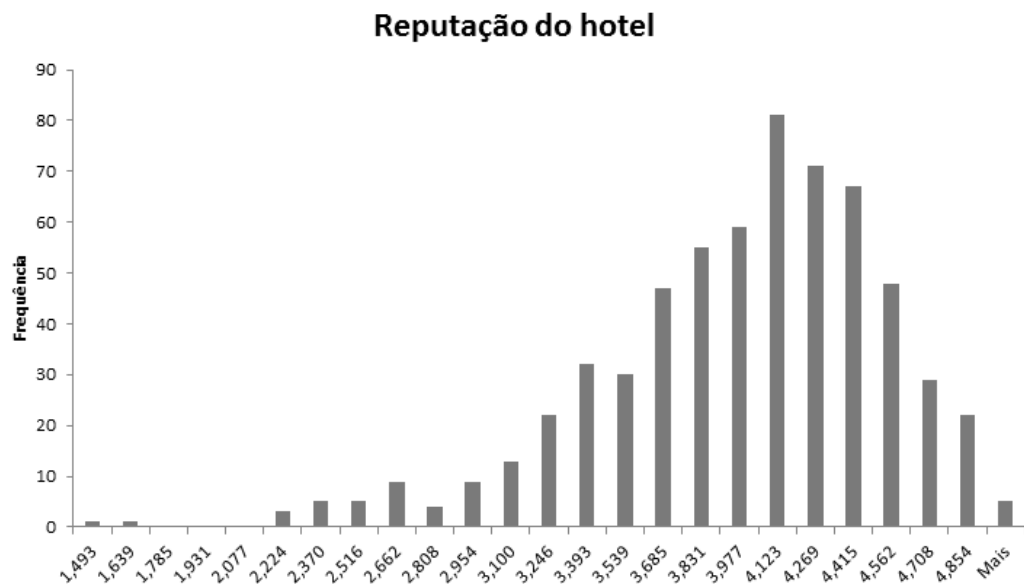


Figura 5.6: Histograma da reputação do hotel (O autor)

Com relação ao atributo meta, neste exemplo ele foi modelado como um problema de regressão, ou seja, o atributo é composto por valores contínuos. Similarmente ao modelo de confiança, foram utilizados os algoritmos de regressão linear, árvore *M5P* e regras *M5Rules* (Capítulo 6).

Adicionar atributos de emoções

O processo de adição dos atributos de emoções na base de dados ocorre após o processo de agrupamento dos textos dos itens e também depois das emoções terem sido

inferidas desses textos. Após esses processos, esses atributos são adicionados à base de dados conforme a Tabela 5.14.

Tabela 5.14: Adição dos atributos de emoções

Identificador	Campo	Identificador	Campo
7	Quantidade felicidade	19	Quantidade emoções positivas
8	Peso médio felicidade	20	Peso médio emoções positivas
9	Quantidade tristeza	21	Quantidade emoções negativas
10	Peso médio tristeza	22	Peso médio emoções negativas
11	Quantidade medo	23	Quantidade valência positiva
12	Peso médio medo	24	Média valência positiva
13	Quantidade raiva	25	Quantidade valência negativa
14	Peso médio raiva	26	Média valência negativa
15	Quantidade nojo	27	Quantidade valência neutra
16	Peso médio nojo	28	Média valência neutra
17	Quantidade surpresa	29	Quantidade de frases
18	Peso médio surpresa		

Fonte: O autor

Pode-se observar na Tabela 5.14 que foram adicionados 23 novos campos na base de dados, os quais são relacionados à ferramenta *Synesketch* (KRCADINAC et al. 2013).

Bases de dados transformadas

Com base na Tabela 5.13 e Tabela 5.14 foram construídas três bases de dados para composição dos experimentos, combinando os campos das tabelas e utilizando o campo 6 da Tabela 5.13 (reputação) como atributo meta. A Tabela 5.15 apresenta as combinações.

Tabela 5.15: Base de dados reputação – *Trip Advisor*

Nome	Descrição	Combinações
Base 1	Dados do <i>Trip Advisor</i>	Tabela 5.13
Base 2	Somente emoção	Tabela 5.14
Base 3	Dados do <i>Trip Advisor</i> + emoção	Tabela 5.13 + Tabela 5.14

Fonte: O autor

É possível observar na Tabela 5.15 que a Base 1 é a única que não apresenta nenhum dado sobre emoção, enquanto que a Base 2 contém somente as emoções e a Base 3 é uma combinação entre as duas primeiras. Com isso, o objetivo é verificar se as emoções sozinhas e

em conjunto com os outros dados já existentes conseguem aumentar a aproximação com o atributo meta.

5.3.4 Aplicação do Modelo de Reputação – *Goodreads*

Foi utilizada também uma base de dados do site *Goodreads* (GOODREADS, 2017) para a realização dos experimentos com o modelo de reputação. O *Goodreads* é um site que permite que os usuários pesquisem, avaliem e escrevam avaliações sobre livros, podendo ser considerado também como um sistema de reputação sobre livros. Desta forma, é possível obter um valor de reputação dos livros baseando-se nas notas que os leitores atribuíram. Como os processos do modelo genérico são os mesmos que foram apresentados na Seção 5.3.3, não será apresentado um passo a passo nesta seção.

Com relação ao cumprimento dos pré-requisitos, a base de dados em questão (i) possui dados sobre livros e (ii) apresenta avaliações que os usuários realizaram para esses livros. A Tabela 5.16 apresenta estatísticas sobre essa base de dados, que foram extraídas do site do *Goodreads* no período de maio de 2015 utilizando o software *WebHarvy Web Scraper*. Comparando com a Tabela 5.12 que apresentou as estatísticas sobre os hotéis, esta base de dados apresenta uma maior quantidade de itens, porém, a média de caracteres por avaliação é um pouco menor (699 x 882). Por outro lado, a média de avaliações por livro é maior do que a média de avaliações por hotel (52 x 19), o que indica que existem mais textos para cada item.

Tabela 5. 16: Estatísticas da base do modelo de reputação – *Goodreads*

Parâmetro da base	Valor
Número total de avaliações	48.345
Número total de caracteres	33.798.600
Média de caracteres por avaliação	699
Número total de frases	330.685
Número total de frases com emoções inferidas	248.797
Número de livros	932
Média de avaliações por livro	52
Média de frases analisadas por livro	266
Número mínimo de avaliações por livro	1
Número máximo de avaliações por livro	177

Fonte: O autor

A Tabela 5.17 apresenta os campos numéricos que foram extraídos do *Goodreads*, os quais serão unidos com os atributos de emoções para a realização dos experimentos.

Tabela 5.17: Campos do *Goodreads* do modelo de reputação

Identificador	Campo	Descrição/Cálculo
1	Pontos	Pontos que o livro possui no site
2	Votos	Quantidade de usuários que votaram no livro
3	Quantidade de avaliações	Quantidade de usuários que avaliaram o livro
4	Quantidade de comentários	Quantidade de comentários escritos para o livro
5	Prateleira virtual	Quantidade de pessoas que adicionaram o livro em suas prateleiras virtuais
6	Leitura futura	Quantidade de usuários que manifestaram interesse na leitura do livro
7	Reputação	Média aritmética da nota que todos os usuários deram para o livro, na faixa de 0 até 1

Fonte: O autor

Assim como descrito para a base de dados do *Trip Advisor* na Tabela 5.15, foram geradas três bases de dados para o *Goodreads* seguindo o mesmo método apresentado anteriormente, ou seja: uma base de dados somente com os atributos originais, outra somente com emoção e a terceira unindo os dados numéricos com as emoções.

5.4 Análise sobre as dimensões do modelo proposto

Baseado nas dimensões e características dos modelos de confiança e reputação apresentadas no Capítulo 2, esta seção objetiva mostrar quais dimensões e características o modelo proposto utiliza para executar seus processos, bem como analisar e discutir como os traços de personalidade e emoção encaixam-se nesse cenário. O intuito é analisar a importância desses aspectos e seus benefícios se comparados com as abordagens puramente numéricas apresentadas no Capítulo 2. Com isso, essas análises são apresentadas em duas seções distintas, uma para as dimensões e outra para as características.

5.4.1 Dimensões do modelo proposto

A Tabela 5.18 apresenta todas as dimensões abordadas no Capítulo 2, bem como a indicação daquelas que são utilizadas no modelo proposto. Pode-se notar que dos dezessete itens apresentados, o modelo tem seu foco em cinco deles, ou seja: (i) tipo de paradigma, (ii) observação direta, (iii) informações de testemunhos, (iv) preconceito e (v) confiança inicial. É importante enfatizar que a quantidade de dimensões utilizadas por um modelo não está relacionado à sua qualidade ou complexidade, ou seja, a implementação de determinadas dimensões está diretamente relacionada aos propósitos do modelo, bem como ao tipo de aplicação desenvolvida (GRANATYR et al, 2015). Como pode ser observado nesta tabela, várias dimensões não foram utilizadas por esses motivos, sendo que elas não serão justificadas ou detalhas nesta seção. A seguir as seis dimensões utilizadas serão descritas.

Tabela 5.18: Dimensões do modelo proposto

Dimensões – FI (Fonte de informação)			
Tipo de paradigma	Numérico + Afetivo	Semântica	-
Interação direta (FI)	-	Preferências	-
Observação direta (FI)	√	Delegação	-
Informações de testemunhos (FI)	√	Risco	-
Informações sociológicas (FI)	-	Incentivo para <i>feedbacks</i>	-
Preconceito (FI)	√	Confiança inicial	√
Reputação certificada (FI)	-	Ambiente aberto	-
Regras (FI)	-	<i>Hard security</i>	-
Deteção de falsários	-		

Fonte: O autor

Tipo de Paradigma

O Capítulo 2 apresentou a categorização dos modelos de confiança e reputação, os quais podem ser classificados no paradigma numérico, cognitivo ou híbrido; enquanto que o Capítulo 4 apresentou a definição do paradigma afetivo. Os maiores esforços na literatura estão na construção de modelos que apresentam características das duas primeiras abordagens (GRANATYR et al, 2015); e nesta tese, apresenta-se o paradigma afetivo que é caracterizado pela presença de algum tipo de dado afetivo que auxilie nos cálculos de confiança ou reputação. Como visto na Seção 4.1, o modelo proposto encaixa-se neste paradigma devido ao

fato de utilizar traços de personalidade e emoções inferidas de bases de dados textuais para a composição da confiança do usuário e a reputação de itens. É importante salientar que além desses aspectos afetivos, o modelo proposto também utiliza alguns dados numéricos já existentes no ambiente, os quais têm a função de auxiliar os algoritmos de aprendizagem de máquina na previsão dos valores de confiança e reputação. A Tabela 5.19 apresenta esses campos, que foram extraídos das tabelas 5.2, 5.11, 5.13 e 5.16.

Tabela 5.19: Campos numéricos do modelo

Campo	Tabela	Campo	Tabela
Número total de comentários	Tabela 5.2	Não recomendado	Tabela 5.13
Média de votos de utilidade por comentário	Tabela 5.2	Recomendado indefinido	Tabela 5.13
Distintivo de revisor	Tabela 5.2	Votos	Tabela 5.17
Quantidade de classificações	Tabela 5.2	Quantidade de comentários	Tabela 5.17
Número de comentários	Tabela 5.11	Leitura futura	Tabela 5.17
Número de avaliações	Tabela 5.11	Pontos	Tabela 5.17
Lista negra (<i>blacklist</i>)	Tabela 5.11	Quantidade de avaliações	Tabela 5.17
Número de avaliações sobre o hotel	Tabela 5.13	Prateleira virtual	Tabela 5.17
Recomendado	Tabela 5.13		

Fonte: O autor

Pode-se observar na Tabela 5.19 que os campos das tabelas 5.2 e 5.11 são relativos ao modelo de confiança do usuário, enquanto que os campos extraídos das tabelas 5.13 e 5.17 são do modelo de reputação dos itens. É importante enfatizar que esses campos são considerados numéricos por apresentarem informações relativas ao comportamento do usuário no sistema, ou seja, valores totais relacionados aos comentários e/ou avaliações feitas ou recebidas. Essa explanação é importante devido ao fato de que na Tabela 5.2 e Tabela 5.13 estarem presentes dados específicos do usuário ou do item, os quais não são considerados como informações numéricas e serão discutidos na seção sobre **preconceito** a seguir.

Devido à presença dessas informações numéricas, o modelo proposto encaixa-se também no paradigma numérico, o que o caracteriza como um modelo híbrido (numérico + afetivo) por utilizar uma combinação entre aspectos afetivos e numéricos.

Conforme apresentado nas seções sobre experimentação do modelo aplicado nas bases de dados do *Trip Advisor*, foi utilizado um sistema para inferência de emoção baseado somente em dados léxicos (KRCADINAC et al., 2013) para a execução dos experimentos. Caso a análise dos textos para a inferência das emoções fosse baseada na percepção de

eventos utilizando *appraisal* e o Modelo OCC; conforme Balahur et al. (2012) e Shaikh et al. (2009) (Capítulo 3), o modelo poderia ser encaixado também no paradigma cognitivo.

Observação direta

Conforme abordado no Capítulo 2, a observação direta está relacionada com a observação externa do comportamento ou informações sobre o usuário, sem a necessidade de interação direta. Baseado na observação um determinado usuário poderá tomar uma decisão sobre interagir ou não com outro membro da comunidade. No que diz respeito à utilização dessa fonte de informação no modelo proposto, a observação direta é utilizada no modelo de confiança do usuário, ou seja, os sistemas para inferência de traços de personalidade e emoção necessitam observar todas as avaliações/comentários escritos pelos usuários para somente então poder inferir os traços de personalidade e emoção. Desta forma, a observação direta no modelo proposto está relacionada aos conceitos de reconhecimento automático de personalidade que foram abordados por Mohammadi e Vinciarelli (2012) e discutidos na Seção 4.2.

No Capítulo 2 foram apresentadas algumas informações que são observadas por modelos existentes na literatura, sendo as mesmas relativas principalmente à votos recebidos e resultados de tarefas e/ou contratos (dados numéricos). No modelo proposto nesta tese, além dos textos observados, outro fator é a observação de traços de personalidade e emoção que são transmitidos nos textos; para então posteriormente utilizá-los nos processos de construção da confiança.

Informações de testemunhos

Conforme abordado no Capítulo 2, para obter informações de testemunhos é necessário consultar outros membros da comunidade a fim de obter opiniões ou recomendações sobre os outros. Esta fonte de informação está diretamente ligada ao modelo de reputação proposto (Seção 5.2.3), pois a reputação de um item é obtida pela análise das emoções inferidas de todos os textos escritos para este item. Dessa forma, o processo **agrupar textos do item** da Figura 5.2 faz a coleta da “reputação textual” de todos os itens avaliados, ou seja, das opiniões de testemunhos de usuários que avaliaram o item.

Preconceito

As informações de preconceito estão relacionadas a sinais que identificam um usuário como membro de um grupo, e conforme apresentado no Capítulo 2 alguns exemplos são a qualificação educacional, gênero, idade, localização, dentre outros. No modelo proposto nesta tese, as informações de preconceito ocorrem com a utilização de dados do usuário e do item para auxiliarem os algoritmos de aprendizagem; e neste sentido, as Seções 5.3.1 e 5.3.2 apresentaram alguns dados nos exemplos de experimentação do modelo de confiança e modelo de reputação. Para exemplificar, a Tabela 5.20 apresenta esses campos.

Tabela 5.20: Campos de preconceito do modelo

Campo	Tabela	Campo	Tabela
Idade	Tabela 5.2	Porcentagem do mundo visitado	Tabela 5.2
Gênero	Tabela 5.2	Quantidade de cidades visitadas	Tabela 5.2
Quantidade de fotos	Tabela 5.2	Total de milhas viajado	Tabela 5.2
Quantidade de fotos <i>thumbs up</i>	Tabela 5.2	Número de estrelas do hotel	Tabela 5.13

Fonte: O autor

Pode-se observar na Tabela 5.20 que as informações de preconceito do usuário (modelo de confiança) estão indicadas pela Tabela 5.2, enquanto que informações de preconceito do item (modelo de reputação) são indicadas pela Tabela 5.13. É possível observar que esses dados são semelhantes àqueles apresentados no Capítulo 2, os quais tem a função de auxiliar os algoritmos de aprendizagem de máquina na previsão da confiança e reputação. A Tabela 5.20 apresentou informações de preconceito que são comumente utilizadas pelos modelos existentes na literatura, porém, além desses dados o modelo proposto também utiliza aspectos afetivos em adição a eles, ou seja, os dados sobre a personalidade do usuário. Os campos referentes aos traços de personalidade podem ser considerados como informação de preconceito, já que eles estão relacionados às características únicas de cada indivíduo.

Confiança inicial

O modelo proposto utiliza a definição da confiança inicial, que é uma dimensão relacionada à construção de confiança quando um determinado usuário é novo no sistema e seus valores de reputação não estão disponíveis. Neste contexto, o modelo de confiança do usuário propõe definir um valor com base na personalidade e emoção inferidas a partir dos textos, portanto, em um ambiente onde houver dados textuais disponíveis, o valor da confiança inicial pode ser atribuído com base nos traços de personalidade. Quando informações de preconceito estão disponíveis, é possível construir um estereótipo do usuário para compor sua confiança inicial. Desta forma, um usuário não necessita interagir com os outros para que sua reputação comece a ser construída, pois o único pré-requisito para que sua confiança inicial seja definida são textos escritos por ele para que o modelo de confiança realize o aprendizado. Por outro lado, o mesmo não pode ser afirmado para a reputação dos itens (modelo de reputação), pois nesta parte do modelo é necessário que várias avaliações já tenham sido feitas sobre um item, para somente então os textos poderem ser analisados, as emoções inferidas e a reputação calculada.

Assim como na extração de informações de observação direta, o modelo proposto utiliza as técnicas de reconhecimento automático de personalidade indicadas por Mohammadi e Vinciarelli (2012), sendo esse o mecanismo principal para tratar o problema de inferência da confiança inicial.

5.4.2 Características do modelo proposto

A Tabela 5.21 apresenta as características dos modelos abordadas no Capítulo 2, bem como a configuração de cada uma delas aplicada no modelo proposto nesta tese.

Tabela 5.21: Características do modelo proposto

Característica	Valor	Característica	Valor
Visibilidade	Global	Medidas de confiabilidade	Não
Granularidade	Dependente de contexto	Modelo de confiança	Não

Fonte: O autor

A visibilidade pode ser categorizada como subjetiva ou global, e o modelo proposto encaixa-se na categoria global pelo fato dos valores de confiança e reputação estarem disponíveis para todos os usuários como uma característica centralizada. O modelo não se encaixa na categoria subjetiva porque os valores calculados não são construídos pelo próprio agente, mas pela análise de suas avaliações por meio dos traços de personalidade e emoção.

Com relação à granularidade, pode-se afirmar que o modelo é dependente de contexto pelo fato de (i) utilizar variáveis do ambiente e dos usuários e (ii) os valores de confiança e reputação dependerem das bases de dados aplicadas. Com isso, apesar do modelo poder ser aplicado em qualquer base de dados que apresente as características mostradas na Seção 5.2.1, ainda assim o modelo estará atrelado à base de dados utilizada.

No que diz respeito às medidas de confiabilidade, o modelo não apresenta nenhum cálculo específico para garantir a confiabilidade dos valores de confiança obtidos das bases de dados. Isso não é possível devido ao fato de que cada base de dados pode apresentar particularidades, não sendo possível definir uma medida genérica para realizar tais validações. Desta forma, como a definição dessas medidas depende das características da base de dados original, considera-se o modelo proposto sem essa característica nativa.

Para finalizar a análise, a última característica diz respeito ao modelo de confiança definido por Pinyol e Sabater (2013). Como descrito no Capítulo 2, esses autores consideram como modelo de confiança uma estrutura que realize os cálculos de valores de confiança e em seguida apresente um raciocínio para tomada de decisão sobre interagir ou não com determinado usuário. Como o cenário principal do modelo proposto é um sistema de avaliação, ele somente retorna os valores de confiança dos usuários e os valores de reputação dos itens, não existindo um processo de raciocínio. Por esse motivo, essa característica não está presente.

5.5 Conclusão

Este capítulo apresentou o método de pesquisa para o desenvolvimento do modelo de confiança e reputação. Inicialmente foram revisados os objetivos e hipóteses da tese com o intuito de posicionar as teorias utilizadas dentro do modelo proposto. Posteriormente foi apresentada a visão completa e conceitual do modelo; sendo mostrados os fluxos, entradas, saídas e recursos utilizados em cada uma das etapas. Além de apresentar o modelo genérico,

foi mostrado um exemplo detalhado da aplicação do método, ou seja, foram abordados passo a passo todos os processos aplicados em quatro bases de dados, duas para aplicação do modelo de confiança e outras duas para o modelo de reputação. Por fim, o capítulo apresentou uma análise das dimensões e características dos modelos de confiança e reputação que foram desenvolvidas nesta tese, bem como indicações e discussões de como os aspectos afetivos se diferenciam das abordagens numéricas já existentes na literatura. Além disso, esta seção também cumpriu o segundo objetivo específico da tese, que está relacionado à construção de bases de dados de sistemas de avaliação para o desenvolvimento dos experimentos.

O próximo capítulo tem o intuito de abordar e detalhar os experimentos realizados e os resultados atingidos utilizando as bases de dados anteriormente apresentadas. Neste contexto, serão apresentados os fluxos **selecionar atributos** e **aplicar aprendizagem de máquina** que foram apresentados na Figura 5.1 e 5.2.

Capítulo 6

Avaliação e Análise

Este capítulo tem o intuito de detalhar os experimentos realizados com as bases de dados apresentadas no Capítulo 5, inicialmente apresentando o protocolo para a execução dos testes na Seção 6.1. Em seguida, na Seção 6.2 e na Seção 6.3 são mostrados os resultados alcançados na validação da segunda hipótese da tese, que é avaliar se os dados afetivos tais como personalidade e emoção possuem impacto (i) no nível de confiança de usuários e (ii) níveis de reputação de itens. São mostradas as avaliações realizadas nas quatro bases de dados, bem como experimentos com seleção de atributos. O objetivo principal é realizar uma avaliação adequada nas bases de dados propostas, objetivando compará-las com os dados numéricos já existentes nessas bases.

6.1 Protocolo dos testes

Para a realização dos testes foi utilizada a ferramenta *Weka* e cada base de dados foi testada 30 vezes para cada algoritmo utilizando validação cruzada com 10 *folds*. Em cada um dos 30 testes a semente geradora variou entre 1 e 30, constituindo assim uma estimativa média dos acertos e erros de cada base. A métrica de avaliação de três das bases de dados foi a medida de correlação (PEARSON, 1985), e para isso foram utilizados três algoritmos de regressão: *Linear Regression* (WEKA, 2017), *M5P* e *M5Rules* (QUINLAN, 1992), o que gerou um total de 90 testes para cada uma das quatro bases de dados. Para uma das bases foi utilizada a técnica de classificação com os algoritmos *PART* (FRANK; WITTEN, 1998), *BayesNet* (WEKA, 2017) e *C4.5* (QUINLAN, 1993). Esses seis algoritmos foram escolhidos para realização dos experimentos para avaliar o comportamento dos modelos com paradigmas

de aprendizagem diferentes, que são: estatístico, árvore e regras. Todos os algoritmos foram executados de acordo com sua parametrização original disponibilizada no *Weka* e a Tabela 6.1 apresenta esses parâmetros.

Tabela 6.1: Parâmetros dos algoritmos

Algoritmo	Parâmetros
<i>Linear Regression</i>	<i>attributeSelectionMethod = M5 Method, eliminateColinearAttributes = True, minimal = False e ridge = 1.0E-8</i>
<i>M5P</i>	<i>buildRegressionTree = False, minNumInstances = 4.0, unpruned = False e useUnsmoothed = False</i>
<i>M5Rules</i>	<i>batchSize = 1000, minNumInstances = 4.0, numDecimalPlaces = 2 e unpruned = False.</i>
<i>PART</i>	<i>batchSize = 100, confidenceFactor = 0.25, minNumObj = 2, numFolds = 3 e unpruned = False</i>
<i>BayesNet</i>	<i>batchSize = 100, estimator = SimpleEstimator e searchAlgorithm = K2</i>
<i>C4.5</i>	<i>batchSize = 100, confidenceFactor = 0.25, minNumObj = 2 e unpruned = False.</i>

Fonte: O autor

Foram também realizados testes com seleção de atributos, sendo utilizado o avaliador de atributo *WrapperSubsetEval* (KOHAVI; JOHN, 1997) com cada um dos algoritmos citados anteriormente, conjuntamente com o método de busca *BestFirst*. O método *Wrapper* foi utilizado devido ao fato de ser baseado na acurácia do classificador analisado; tendo como objetivo testar os algoritmos de regressão e seleção de atributos em conjunto. Também foi utilizada a parametrização original, ou seja, os parâmetros do *WrapperSubsetEval* foram: *evaluationMeasure: RMSE, folds: 5, seed: 1 e threshold = 0.01*. Por outro lado, os parâmetros do *BestFirst* foram: *direction: forward, lookupCacheSize: 1 e searchTermination: 5*. É importante salientar que com exceção dos experimentos realizados com seleção de atributos, nenhum outro tipo de pré-processamento foi feito nas bases de dados. Com relação aos textos submetidos às ferramentas, foram feitos pré-processamentos no sentido de retirar textos com caracteres especiais e também a divisão de uma avaliação em frases para a inferência das emoções, processo que foi apresentado na Seção 5.3.1 do Capítulo 5. Outros pré-processamentos no texto não foram necessários porque as próprias ferramentas já os realizam.

6.2 Modelo de Confiança do Usuário

Esta seção tem por objetivo apresentar os resultados obtidos com as duas bases de dados do modelo de confiança (*Trip Advisor* e *eBay*), ou seja, os dados de personalidade e emoção inferidos das avaliações escritas pelos usuários. É importante salientar que esses processos fazem parte dos fluxos **aplicar seleção de atributos** e **aplicar aprendizagem de máquina** que foram descritos na Seção 5.2.2 do Capítulo 5. Além disso, esses experimentos fazem parte do terceiro objetivo específico da tese, que é realizar a análise de correlação dos aspectos afetivos com os valores de reputação numérica já existentes nas bases de dados. A Tabela 6.2 apresenta a composição das nove bases de dados que foram construídas e discutidas no Capítulo 5, tanto do *Trip Advisor* quanto do *eBay*.

Tabela 6.2: Atributos adicionados à base de dados para geração do modelo de confiança

Nome	Dados adicionados à base original
Base 1	Nenhum outro dado (base original numérica)
Base 2	<i>Personality Recognizer</i>
Base 3	<i>PEAR</i>
Base 4	<i>SenticPersona</i>
Base 5	<i>Personality Recognizer</i> + <i>PEAR</i> + <i>SenticPersona</i>
Base 6	<i>Personality Recognizer</i> + Emoções
Base 7	<i>PEAR</i> + Emoções
Base 8	<i>SenticPersona</i> + Emoções
Base 9	<i>Personality Recognizer</i> + <i>PEAR</i> + <i>SenticPersona</i> + Emoções

Fonte: O autor

Pode-se notar que a Base 5 e a Base 9 apresentam os traços de personalidade das três ferramentas. O intuito dessa abordagem é por meio dos resultados do coeficiente de correlação, avaliar se é possível identificar quais são os melhores traços para cada ferramenta, pois conforme discutido no Capítulo 3, alguns sistemas para inferência podem apresentar melhores ou piores resultados de acordo com um traço específico. Com isso, pode ser possível selecionar os melhores traços de personalidade de cada ferramenta para a composição do modelo final. A condução dos experimentos consistiu em testar cada uma das bases apresentadas na Tabela 6.2 utilizando os algoritmos de regressão apresentados na seção anterior. O resultado desejado é que qualquer uma das bases de dados apresentem melhorias no coeficiente de correlação com o atributo meta quando comparadas com a Base 1. Isso é plausível porque a Base 1 é a única que não apresenta nenhum tipo de dado afetivo, sendo

constituída somente pelos dados já existentes tanto no *Trip Advisor* quanto no *eBay*. Caso as outras bases apresentem melhores coeficientes de correlação, é possível dizer que os dados de personalidade e emoção impactam na confiança do usuário. Essa avaliação está relacionada à segunda hipótese da tese, que diz respeito à viabilidade de utilizar aspectos afetivos na construção de modelos de confiança e reputação. Neste experimento, busca-se avaliar (i) se a personalidade impacta na reputação e (ii) se a personalidade junto com as emoções impactam na reputação. É importante salientar que é realizada a correlação entre os traços de personalidade com a reputação já existente na base de dados, e não com a própria confiança. Isso ocorre devido ao fato de que são os dados da reputação que estão disponíveis, sendo ela parte da confiança.

6.2.1 Resultados com a base do *Trip Advisor*

Na Tabela 6.3 são apresentados os valores médios de correlação com desvio padrão para cada algoritmo e base de dados do *Trip Advisor*. Pode-se notar que entre as bases 2 e 5 (somente personalidade), os valores são próximos aos da Base 1, sendo que a Base 4 apresentou resultados ligeiramente melhores em dois algoritmos (*Linear Regression* e *M5P*). No que diz respeito às emoções (bases 6 a 9), pode-se observar que os resultados foram superiores em todos os testes levando em consideração o algoritmo *Linear Regression*, porém ele apresenta coeficiente de correlação bem abaixo se comparado com os outros algoritmos. Considerando os algoritmos *M5P* e *M5Rules*, pode-se observar que a correlação diminui sempre que as emoções são adicionadas.

Tabela 6.3: Resultados do modelo de confiança - *Trip Advisor*

	Base 1	Base 2	Base 3	Base 4	Base 5	Base 6	Base 7	Base 8	Base 9
Linear Regression	0,6037 0,0041	0,6080 0,0040	0,6118 0,0037	0,6220 0,0036	0,6209 0,0032	0,6103 0,0125	0,6096 0,0129	0,6206 0,0100	0,6198 0,0077
M5P	0,7904 0,0046	0,7822 0,0061	0,7861 0,0066	0,7924 0,0046	0,7820 0,0059	0,7276 0,0637	0,7289 0,0626	0,7219 0,0672	0,7354 0,0490
M5Rules	0,7877 0,0067	0,7796 0,0088	0,7834 0,0071	0,7870 0,0073	0,7688 0,0530	0,7164 0,0674	0,7313 0,0402	0,7302 0,0469	0,7151 0,1017

Fonte: O autor

Para determinar a existência ou não de diferença estatisticamente significativa entre as médias das bases de dados, foram utilizados os testes de Friedman e Nemenyi para o

algoritmo *M5P*, que foi o que apresentou os melhores valores de correlação. A Figura 6.1 apresenta esses resultados, na qual pode-se observar que pelo ranqueamento a única base que fica acima da Base 1 é a Base 4. Como todas as outras bases estão abaixo da Base 1, uma hipótese é que os sistemas para inferência de traços de personalidade correspondentes a elas não se comportaram de maneira adequada para o conjunto de textos do *Trip Advisor*. Outra discussão diz respeito às bases de dados que apresentam emoção, podendo-se notar que todas ficaram abaixo no ranqueamento (bases 6, 7, 8 e 9), e por consequência com os piores valores de correlação. Nos três algoritmos testados, a Base 4 (*SenticPersona*) teve os melhores resultados em dois deles (*Linear Regression* e *M5P*). Uma explicação plausível é que como apresentado na Seção 3.6 do Capítulo 3, essa ferramenta é a única das três que utiliza emoção na previsão dos traços de personalidade, ou seja, emoção está diretamente relacionada à construção da personalidade. Com isso, o fato das bases de dados com emoção terem tido os piores resultados pode ser explicado, ou seja, as emoções são importantes na previsão dos traços e não na sua utilização junto com eles para a previsão da confiança neste experimento em específico.

A distância crítica (*CD – Critical Distance*) da Figura 6.1 é de 2,193, o que indica que as distâncias entre as bases de dados devem ser maiores do que este valor para caracterizar como diferença significativa. Comparando a Base 4 com a Base 1 obtém-se uma $CD = 0,7$ ($2,17 - 1,47$), concluindo que não existe diferença estatística significativa entre elas.

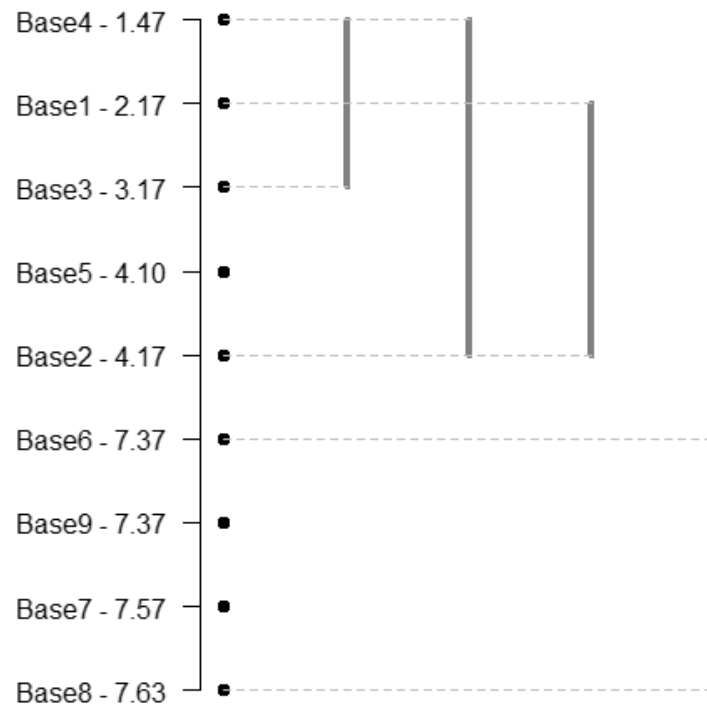


Figura 6.1: Teste de Nemeyi modelo de confiança – *Trip Advisor*
(O autor)

Com o intuito de detalhar e realizar uma análise mais precisa nos resultados apresentados pela Figura 6.1, foram selecionadas somente as bases 1 e 4 para a aplicação de algoritmo de seleção de atributos, conforme o modelo genérico apresentado no Capítulo 5. Foi escolhida somente a Base 4 devido ao fato de ter sido a única a apresentar resultados ligeiramente melhores do que a Base 1. Utilizando todos os atributos, a Base 1 apresentou coeficiente de correlação médio de 0,7904, enquanto que a Base 4 apresentou o valor de 0,7924, conforme pode ser observado na Tabela 6.3. Aplicando seleção de atributos, o coeficiente da Base 1 aumentou para 0,7921 e da Base 4 para 0,7949; o que representa um ganho muito pequeno se comparado com a utilização dos dados originais. Repetindo o teste de Nemenyi também não foi encontrada diferença estatística significativa entre ambas.

Com o objetivo de avaliar a relevância dos traços de personalidade na Base 4 (*SenticPersona*), foi analisada a árvore de decisão gerada pelo algoritmo *M5P* com a seleção de atributos. Observou-se que os atributos selecionados foram a extroversão, a conscienciosidade e a abertura para experiência, porém, todos eles foram listados somente nos modelos de regressão nas folhas de cada nó; ficando de fora da árvore de decisão principal. Como último teste, avaliou-se a contribuição dos traços de personalidade das outras

ferramentas, e para isso, foi aplicada a seleção de atributos na Base 5 que contém a junção de todas as ferramentas. Neste experimento, foram selecionados os mesmos três atributos do *SenticPersona* mais o traço neuroticismo do *PersonalityRecognizer*. Similarmente, os quatro atributos foram listados nos modelos de regressão dos nós folha e ficaram de fora da árvore de decisão principal. Com isso, estes experimentos mostraram que apesar de pequena, tais atributos podem ter certa importância no processo de indução.

6.2.2 Resultados com a base do *eBay*

Conforme mencionado na seção 5.3.2, a base de dados do *eBay* foi modelada como um problema de classificação, visto que o valor da reputação dos usuários encaixa-se melhor neste tipo de técnica. Por isso, a Tabela 6.4 apresenta os valores médios da precisão (instâncias classificadas corretamente) com o desvio padrão para cada algoritmo. Os resultados são bastante semelhantes ao experimento anterior, podendo-se observar que entre as bases 2 e 4 (somente personalidade), os valores são próximos do que os da Base 1. O único experimento em que as novas bases superaram a primeira (Base 2) foi com o algoritmo *BayesNet*, porém ainda com resultados ligeiramente inferiores se comparados com o *C4.5* que apresentou os melhores ganhos. No que diz respeito à adição dos atributos de emoção (bases 6 a 9), pode-se observar que os resultados foram inferiores na maioria dos experimentos. Outro ponto a ser discutido é que nesta base de dados existe um total de 6,987 registros, dos quais 4,990 pertencem à classe “Boa” e 1,997 pertencem à classe “Ruim”. Desta forma, como trata-se de um problema de classificação a linha de base dos algoritmos é de acertos a partir de 71% (4,990 / 6,987), visto que os registros da classe “Boa” representam essa porcentagem. Pode-se observar que com exceção das bases que trabalham com emoção, a maioria das outras superou ligeiramente este valor.

Tabela 6.4: Resultados do modelo de confiança - *eBay*

	Base 1	Base 2	Base 3	Base 4	Base 5	Base 6	Base 7	Base 8	Base 9
PART	74,257 0,1085	73,885 0,1983	73,066 0,2481	72,427 0,2715	70,369 0,3981	73,054 0,3284	72,415 0,3383	69,181 0,4765	67,554 0,5247
C4.5	74,288 0,0923	74,226 0,1680	73,897 0,1848	73,607 0,1759	71,508 0,3329	71,447 0,3329	70,423 0,4477	68,560 0,4102	67,420 0,4846
BayesNet	73,865 0,1894	73,882 0,2001	73,865 0,1894	73,848 0,1713	73,862 0,1782	66,941 0,1251	66,964 0,1345	67,042 0,1267	67,022 0,1325

Fonte: O autor

Como as bases de dados com traços de personalidade e emoção não tiveram ganhos significativos, optou-se por não realizar os testes de Friedman e Nemenyi para este conjunto de experimentos. Para fazer uma avaliação mais precisa, aplicou-se o processo de **aplicar seleção de atributos** na Base 2 com o algoritmo C4.5, já que foi a que teve os resultados mais próximos aos da Base 1. O valor da precisão teve uma melhora pouco significativa, subindo de 74,226 para 74,245, ainda ficando abaixo do valor de 74,288 da Base 1. Com o intuito de avaliar a contribuição dos dados afetivos neste experimento, a árvore de decisão da Base 2 foi analisada e notou-se que somente o atributo extroversão foi selecionado, porém, o mesmo possui um baixo ganho de informação e não foi listado na árvore de decisão final.

Além disso, para avaliar a contribuição dos traços de personalidade das outras ferramentas foi aplicada a seleção de atributos na Base 5, que apesar de ter apresentado resultados inferiores ela contém a junção de todas as ferramentas. Nesse experimento a média do coeficiente de correlação foi de 0,7412 e foram listados na árvore de decisão o traço conscienciosidade do *SenticPersona* e a agradabilidade do *Personality Recognizer*, sendo apresentados no terceiro e quarto níveis da árvore de decisão, respectivamente. Apesar desses atributos estarem em níveis mais baixos da árvore, este experimento mostrou que eles podem ter certa importância no processo de indução.

6.2.3 Discussões sobre os experimentos do modelo de confiança

Com base nos testes estatísticos realizados e os resultados apresentados nas Tabelas 6.3 e 6.4, pode-se observar que não existe um algoritmo ou base de dados que supera todos os outros, porém a Base 4 foi a melhor no *Trip Advisor* e a segunda melhor no *eBay*. Uma possível explicação para isso é que nesses experimentos uma ferramenta que utiliza emoção na inferência dos traços de personalidade pode ser ligeiramente melhor quando comparado com os outros. As bases de dados que utilizam emoção (bases 6 a 9) geralmente apresentam resultados inferiores se comparados com as bases que somente fazem uso dos traços de personalidade. Emoções são importantes para prever traços de personalidade (PORIA et al., 2013), porém a combinação delas com os traços de personalidade pode não ser relevante para inferir valores de confiança. Com isso, o fato das bases de dados com emoção terem tido resultados ruins pode ser explicado, ou seja, elas são importantes na previsão dos traços e não

na sua utilização junto com eles na previsão da confiança. Outra justificativa é que o modelo das emoções básicas de Ekman (EKMAN, 1992) é composto por duas emoções positivas e quatro negativas, o que pode gerar algum tipo de *bias* no processo de indução dos algoritmos de aprendizagem de máquina.

Embora não tenham sido encontradas diferenças estatísticas significativas entre as bases de dados, podem-se observar pequenas melhorias nos resultados em alguns casos. Baseado nisso, a hipótese inicial de que os traços de personalidade (combinados ou não com emoção) impactam nos níveis de confiança do usuário não pôde ser validada utilizando as ferramentas abordadas nesta tese. Isso pode ter ocorrido devido ao fato de que embora existam muitos esforços na área de inferência de traços de personalidade a partir de textos, os valores de correlação entre essas ferramentas e os inventários psicológicos não são tão altos (MAIRESSE et al., 2007; PORIA et al., 2013; CELLI, 2017). Com isso, argumenta-se que essa limitação pode impactar diretamente nos resultados apresentados nos experimentos. Outro fator importante a ser destacado é que os textos da base do *eBay* não seguem totalmente a recomendação indicada pelos pesquisadores da área de reconhecimento automático de personalidade (CELLI; ZAGA, 2013), visto que muitas vezes os textos das avaliações são curtos e seguem uma estrutura padrão definida pelos compradores e vendedores.

Essas análises fazem parte do quarto objetivo específico da tese, que diz respeito à avaliação da contribuição dos aspectos afetivos para a melhoria dos modelos já existentes. Conforme discutido anteriormente, os valores de personalidade são utilizados em conjunto com os dados já existentes no ambiente, ou seja, o seu uso pode ser feito como uma nova fonte de informação para auxiliar na caracterização da confiança do usuário. Nos experimentos realizados, foram utilizados os cinco traços da Teoria dos Grandes Fatores; porém, nem todos eles podem ser bons atributos previsores e considerados como informação de preconceito do usuário.

Outro aspecto relevante é com relação à construção do atributo meta nessas bases de dados, ou seja, no caso do *Trip Advisor* ele foi construído manualmente por meio das informações disponíveis publicamente. Por outro lado, no *eBay* ele é fornecido pelo sistema e sua função de cálculo é desconhecida; podendo ser demasiadamente complexa e incluir elementos externos às avaliações disponíveis, como decaimento temporal e precificação de itens, por exemplo. Dessa forma, o valor do atributo meta pode não ser previsível a partir das informações publicamente disponíveis e não estar correlacionado aos aspectos afetivos.

6.3 Modelo de reputação dos itens

Esta seção tem por objetivo apresentar os resultados obtidos com as duas bases de dados do modelo de reputação (*Trip Advisor e Goodreads*), ou seja, os dados de emoção inferidos das avaliações escritas sobre itens (hotéis e livros). Assim como na Seção 6.2, é importante salientar que será abordado o processo **aplicar aprendizagem de máquina** que foi descrito na Seção 5.2.2 do Capítulo 5 (a seleção de atributos não foi aplicada nesses experimentos e o motivo será apresentado adiante). Além disso, assim como na Seção 6.2, esses experimentos fazem parte do terceiro objetivo específico da tese, que é realizar a análise de correlação dos aspectos afetivos com os valores de reputação numéricas já existentes nas bases de dados. A Tabela 6.5 apresenta as três bases de dados que foram construídas e discutidas no Capítulo 5.

Tabela 6.5: Bases de dados do modelo de reputação

Nome	Descrição
Base 1	Dados do <i>Trip Advisor</i> ou <i>Goodreads</i>
Base 2	Somente emoção
Base 3	Dados do <i>Trip Advisor</i> ou <i>Goodreads</i> + emoção

Fonte: O autor

A condução dos experimentos consistiu em testar cada uma das bases apresentadas na Tabela 6.5 utilizando os algoritmos de regressão mostrados na Seção 6.1. O resultado desejado é que as bases 2 e 3 apresentem melhorias no coeficiente de correlação com o atributo meta quando comparadas com a Base 1. Isso é plausível porque a Base 1 é a única que não apresenta nenhum tipo de dado afetivo, sendo constituída somente pelos dados já existentes. Com isso, caso as outras bases apresentem melhores coeficientes de correlação, é possível afirmar que as emoções inferidas dos textos impactam na reputação dos itens (hotéis e livros). Assim como nos experimentos mostrados nas seções anteriores, essa avaliação está relacionada à segunda hipótese da tese, que diz respeito à viabilidade de utilizar aspectos afetivos na construção de modelos de confiança e reputação. Neste experimento, busca-se avaliar se emoção impacta na reputação.

6.3.1 Resultados com a base do *Trip Advisor*

Na Tabela 6.6 são apresentados os valores de correlação e desvio padrão para cada algoritmo e base de dados. Pode-se notar que a Base 3 é a que apresenta os melhores resultados nos três algoritmos avaliados, enquanto que a Base 2 (somente emoção) apresenta os piores.

Tabela 6.6: Resultados base de dados emoções – *Trip Advisor*

	Base 1	Base 2	Base 3
Linear Regression	0,7366 (0,0032)	0,6911 (0,0085)	0,7708 (0,0049)
M5P	0,8188 (0,0018)	0,6360 (0,0065)	0,8395 (0,0058)
M5Rules	0,7922 (0,0055)	0,6883 (0,0579)	0,8223 (0,0114)

Fonte: O autor

A Figura 6.2 apresenta o teste de Friedman e Nemenyi para essa base de dados e para o algoritmo *M5P*, que foi o que apresentou os mais altos valores de correlação (a distância crítica – CD – foi de 0,605). A Base 3 e a Base 1 apresentam uma CD = 0,74 (1,87 – 1,13), o que indica que existe diferença estatística significativa entre elas, pois o valor da distância é maior que a distância crítica de 0,605.

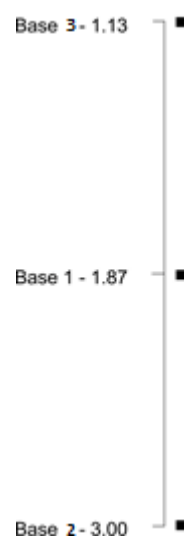


Figura 6.2: Teste de Nemenyi modelo de reputação – *Trip Advisor* (O autor)

Como foi encontrada diferença estatística significativa nestes experimentos, o processo **aplicar seleção de atributos** foi suprimido destes testes, visto que é um processo opcional definido no modelo genérico do Capítulo 5.

6.3.2 Resultados com a base do *Goodreads*

A Tabela 6.7 apresenta os resultados de correlação média obtidos com a base de dados do *Goodreads*, os quais são bastante semelhantes ao experimento anterior no qual a Base 3 foi superior à Base 1 em todos os testes. Similarmente, com exceção do algoritmo *Linear Regression* a Base 2 teve coeficientes de correlação menores.

Tabela 6.7: Resultados base de dados emoções – *Goodreads*

	Base 1	Base 2	Base 3
Linear Regression	0,2235 (0,0032)	0,3421 (0,0325)	0,4252 (0,0042)
M5P	0,6252 (0,0017)	0,4248 (0,0565)	0,6548 (0,0692)
M5Rules	0,5912 (0,0042)	0,3452 (0,0589)	0,6212 (0,0148)

Fonte: O autor

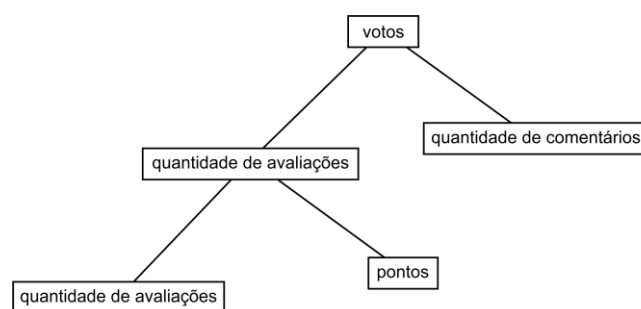
Para avaliar a existência de diferença estatística significativa entre as bases, foi novamente realizado o teste de Friedman e Nemenyi. Assim como no experimento anterior, o teste apontou diferenças entre as bases, ou seja, a Base 3 é estatisticamente superior à Base 1. Optou-se por não apresentar o gráfico com as distâncias críticas por se tratar do mesmo visual ao da Figura 6.2. Além disso, o processo **aplicar seleção de atributos** também foi suprimido destes experimentos.

6.3.3 Discussões sobre os experimentos do modelo de reputação

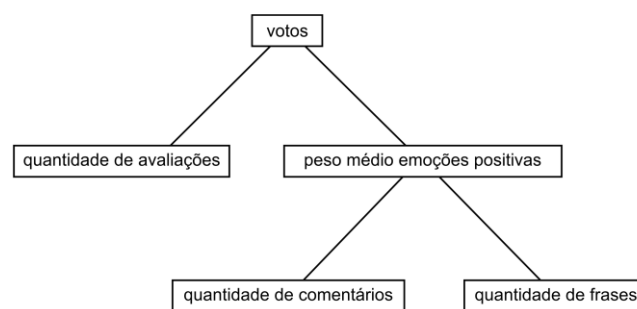
Baseando-se nos testes estatísticos realizados e os resultados apresentados nas Tabelas 6.6 e 6.7, pode-se concluir que nos dois cenários avaliados; os dados sobre as emoções inferidas a partir dos textos podem impactar no nível de reputação de itens, fato que valida a segunda hipótese da tese. Melhorias significativas foram obtidas na Base 3, que combina as emoções com os dados já existentes no *Trip Advisor* e no *Goodreads*. Essa análise faz parte do quarto objetivo específico da tese, que diz respeito à avaliação da contribuição dos dados afetivos para a melhoria dos modelos já existentes.

Por outro lado, os resultados mostram que a Base 2 apresenta os piores resultados. Em um primeiro momento, isso pode representar que as emoções não estão correlacionadas com reputação. Porém, as diferenças não são tão grandes e uma hipótese é que resultados melhores podem ser obtidos caso sejam utilizados sistemas para inferência de emoção mais eficientes. Assim como nos experimentos com os traços e personalidade, outro fator importante é que o modelo das emoções básicas de Ekman (EKMAN, 1992) é composto por duas emoções positivas e quatro negativas, o que pode gerar algum tipo de *bias* no processo de indução.

As diferenças do coeficiente de correlação obtidos com os algoritmos *M5P* e *M5Rules* com e sem emoção (Bases 1 e 3) são pequenas, o que poderia ser avaliado como insignificante. Na Figura 6.3 são apresentadas árvores de decisão parciais geradas pelo algoritmo *M5P* na base de dados do *Goodreads*. Por definição, os mais altos níveis das árvores de decisão apresentam os atributos que melhor caracterizam os dados, podendo observar na Figura 6.3(b) que os atributos relacionados à emoção “peso médio emoções positivas” e “quantidade de frases” aparecem nos níveis elevados da árvore. Por outro lado, a árvore construída sem atributos de emoção difere significativamente, conforme pode ser observado na Figura 6.3(a). Essa figura ilustra que os atributos de emoção são significativos para o processo da construção da reputação dos itens avaliados.



(a) Árvore parcial obtida pela base 1



(b) Árvore parcial obtida pela base 3

Figura 6.3: Árvores parciais (Adaptado de GRANATYR et al., 2016)

6.4 Conclusão

Este capítulo apresentou o protocolo para a execução dos testes, bem como o detalhamento dos experimentos e resultados obtidos para a validação do modelo de confiança e do modelo de reputação. Os experimentos tiveram o objetivo de validar a segunda hipótese da tese, que diz respeito à viabilidade de utilizar aspectos afetivos para a construção de modelos de confiança e reputação. Os resultados apontaram que no cenário testado (i) os traços de personalidade tem certo impacto nos níveis de reputação dos usuários, embora não apresente diferenças estatísticas significativas (ii), os traços de personalidade junto com as emoções diminuem a correlação com a reputação, e por fim; (iii) as emoções inferidas das avaliações textuais impactam na reputação de itens. É importante salientar que em todos os experimentos, os dados de personalidade e emoção foram combinados com dados já existentes no ambiente, ou seja, os aspectos afetivos não poderiam ser utilizados em substituição aos sistemas de reputação já existentes, mas como complemento a essas abordagens. Além disso, este capítulo apresentou a consecução do terceiro e do quarto objetivo específico da tese, ou seja, a análise de correlação dos aspectos afetivos com os valores de reputação originalmente existentes nas bases de dados e a avaliação da contribuição desses aspectos para melhoria dos modelos já existentes.

Capítulo 7

Conclusão e Trabalhos Futuros

A presente tese abordou a importância dos aspectos afetivos para a melhoria dos modelos de confiança e reputação, pois de acordo com vários estudos das áreas da Psicologia, Neurologia, Antropologia e Ciência da Computação; tais aspectos são de suma importância para a tomada de decisão e interação com outros indivíduos. Por isso, foram abordadas as relações e formas de implementar aspectos afetivos em cada uma das dimensões dos modelos de confiança e reputação, mostrando porque tais aspectos podem melhorar os modelos. Além disso, foi apresentado o desenvolvimento de um modelo de confiança e reputação afetivo aplicado em sistemas de avaliação textual de itens, sendo dividido em três partes. A primeira diz respeito ao modelo de confiança do usuário e dados de personalidade (emoção) para prever os valores de confiança para usuários. A segunda parte é relacionada ao modelo de reputação de itens e utiliza as emoções inferidas das avaliações textuais. Por fim, a última parte do modelo corresponde à união das duas primeiras abordagens. Para validação e experimentação do modelo foram utilizadas quatro bases de dados: duas *Trip Advisor*, uma do *eBay* e uma do *Goodreads*, as quais foram aplicadas no modelo conceitual e genérico proposto com o intuito de verificar sua validade.

Foram realizados experimentos para medir a correlação e precisão no sentido de verificar se a abordagem proposta apresentaria maiores valores de correlação do que as informações de confiança e reputação disponíveis originalmente nas bases de dados. Além disso, foram executados os testes estatísticos de Friedman e Nemenyi para avaliar se existiam diferenças significativas na abordagem proposta. Com os experimentos realizados no modelo de confiança, chegou-se a conclusão de que os dados de traços de personalidade dos usuários impactam pouco em seus níveis de confiança. Por outro lado, a combinação de emoção

juntamente com os traços de personalidade da Teoria dos Cinco Grandes Fatores diminuem os valores de correlação, o que refuta a hipótese de que a junção dessas duas características poderia formar a confiança do usuário. Com relação aos experimentos realizados na base de dados do modelo de reputação, chegou-se a conclusão de que os dados sobre emoção impactam na reputação dos itens, visto que as bases de dados que apresentavam emoção tiveram valores de correlação estatisticamente superiores e significativos em comparação com a base de dados original, o que permitiu validar as hipóteses da tese.

Com relação às hipóteses que foram definidas no Capítulo 1, foi possível validar quatro delas integralmente, ou seja, foi mostrado que (i) diferentes temas relacionados à confiança requerem diferentes abordagens afetivas (Capítulo 4). Quanto ao desenvolvimento do modelo, foi comprovada a (ii) possibilidade de desenvolvimento de modelos de confiança e reputação afetivos, sendo possível também (iii) inferir dados de personalidade e emoção de bases de dados textuais, as quais foram utilizadas para compor os valores de confiança e reputação. Desta forma, foi também validada a possibilidade (iv) de adaptar sistemas emocionais de confiança e reputação em cenários de avaliação de itens quando há informação textual disponível. Por fim, a hipótese que indica que (v) modelos afetivos podem ter resultados equivalentes ou melhores do que abordagens puramente numéricas foi parcialmente validada. Isso ocorreu devido ao fato de que por mais que o modelo de reputação tenha alcançado resultados estatisticamente superiores, o modelo de confiança não apresentou melhoras significativas; conforme abordado no Capítulo 6. De acordo com isso, a conclusão final é de que existe viabilidade em utilizar aspectos afetivos para a construção de modelos de confiança e reputação que façam uso do paradigma afetivo definido na presente tese.

Outra discussão importante com respeito ao uso da confiança afetiva é que como visto no decorrer da tese, ela apresenta muitas vantagens no que diz respeito a computar valores de confiança e auxiliar na tomada de decisão. Porém, as disposições humanas podem causar riscos e distorções de julgamento, visto que impulsos emocionais as vezes podem ser enganosos, irracionais e expor indivíduos a relações perigosas. Por exemplo, avaliações feitas em estados ruins de humor podem influenciar negativamente os sistemas de avaliação mesmo se não houve problemas com o produto ou serviço consumido. De acordo com isso, conclui-se que os sistemas de confiança e reputação atuais não estão totalmente preparados para este tipo de variação no ambiente, sendo que os efeitos de ações irracionais ou inconscientes podem

representar sérias consequências. Este é um ponto fraco nesses sistemas e as seções 4.5 (Regras) e 4.8 (Ambiente Aberto e Confiança Inicial) apresentam maneiras para contornar esta deficiência.

O estudo desenvolvido na presente tese resultou nas seguintes contribuições científicas na área da Ciência da Computação. São elas:

- GRANATYR, J.; OSMAN, N.; DIAS, J.; NUNES, M.A.S.N.; MASTHOFF, J.; ENEMBRECK, F.; LESSING, O.R.; SIERRA, C.; PAIVA, A.M.; SCALABRIN, E.E. *The need of Affective Trust to Trust and Reputation Models*. ACM Computer Surveys, aguardando publicação.
- GRANATYR, J.; BOTELHO, V.; LESSING, O.R.; SCALABRIN, E.E.; BRATHES, J-P; ENEMBRECK, F. *Trust and reputation models for multiagente systems*. ACM Computer Surveys, 48(2):27:1{27:42, Outubro 2015.
- GRANATYR, J; BARDDAL, J.P.; ALMEIDA, A.W.; ENEMBRECK, F.; GRANATYR, A.P.S. *Towards Emotion-based Reputation Guessing Learning Agents*. International Joint Conference on Neural Networks, Vancouver, BC, Canada, 2016, DOI: 10.1109/IJCNN.2016.7727690, ISSN 2161-4407, pp. 3801-3808.
- GRANATYR, J.; BARDDAL, J.P.; ENEMBRECK, F. *Inferring Trust Using Personality Traits and Emotions Extracted from Texts*. A ser enviado para publicação.
- GRANATYR, J.; NUNES, M.A.S.N. *Confiança Afetiva aplicada em Ambientes Educacionais*. A ser publicado na coletânea do Lemman Center de Stanford.
- SILVA, I.D.; GRANATYR, J.; NUNES, M.A.S.N.; SANTOS, J.C.; ENEMBRECK, F. *Almanaque para Popularização de Ciência da Computação Série 2: Inteligência Artificial; Volume 9: Reputação e Confiança em Computação: Parte 1*. 1 ed. Porto Alegre: SBC, 2016. v. 9. 24p.
- SILVA, I.D.; GRANATYR, J.; NUNES, M.A.S.N.; SANTOS, J.C. *Almanaque para Popularização de Ciência da Computação Série 2: Inteligência Artificial; Volume 10: Reputação e Confiança em Computação: Parte 2*. 1. ed. Porto Alegre: SBC, 2016. v. 10. 20p.

- SILVA, I.D.; GRANATYR, J.; NUNES, M.A.S.N.; CARVALHO, D.P. Almanaque para Popularização de Ciência da Computação Série 4: Computação Afetiva; Volume 5: *Computação Afetiva aplicada em Modelos de Confiança e Reputação: Parte 1*. 1. ed. Porto Alegre: SBC, 2016. v. 5. 32p.
- SILVA, I.D.; GRANATYR, J.; NUNES, M.A.S.N.; CARVALHO, D.P. Almanaque para Popularização de Ciência da Computação Série 4: Computação Afetiva; Volume 6: *Computação Afetiva aplicada em Modelos de Confiança e Reputação: Parte 2*. Porto Alegre: SBC, 2016, v. 6, p. 36.

Apesar do método proposto ter se mostrado útil para a área de confiança e reputação, é importante salientar algumas limitações do modelo. Uma delas é a dependência dos sistemas para inferência de traços de personalidade e emoção, sem os quais a presente abordagem não pode ser aplicada; além do fato de que os resultados de correlação e precisão podem estar ligados à eficiência dessas ferramentas. No que diz respeito ao modelo de confiança, uma dificuldade é encontrar bases de dados que contenham (i) valores de reputação numéricos para serem associados aos aspectos afetivos e (ii) textos escritos pelos usuários. Por exemplo, na base de dados do *Trip Advisor* do modelo de confiança existem textos longos e propícios para a inferência de traços de personalidade, porém, o atributo meta foi calculado utilizando os dados disponíveis nesse sistema, que não é em essência um software para calcular confiança ou reputação. Por outro lado, a base de dados do *eBay* contém os valores de reputação do próprio sistema, contudo, os textos são curtos e não muito adequados para a inferência dos traços de personalidade. Além disso, o atributo meta pode não estar relacionado às características afetivas devido ao fato de que em geral, os sistemas de reputação comerciais não revelam totalmente como a reputação dos usuários e/ou itens é calculada. No entanto, esse problema não ocorre com o modelo de reputação (emoção).

O método proposto possibilitará a realização de diversos estudos futuros e melhorias, sendo assim, é possível sugerir os seguintes trabalhos relacionados com a presente pesquisa:

1. Teste com outros sistemas para inferência de traços de personalidade, bem como a utilização de outras abordagens diferentes do Modelo dos Cinco Grandes Fatores; que possua mais características e que facilite a descoberta de correlação com os valores de reputação.
2. Utilização de características das facetas relacionadas à cada traço de personalidade.

3. Teste com outros sistemas para inferência de emoções, bem como o uso do modelo OCC que pode mitigar o problema do desbalanceamento da quantidade de emoções positivas e negativas existentes no modelo de Ekman (o modelo OCC apresenta 11 emoções positivas e 11 negativas).
4. O uso de inventários da psicologia ao invés da inferência de traços de personalidade a partir de textos, objetivando correlacionar os resultados dos inventários com a reputação dos usuários. Neste contexto, seria necessária a construção de novas bases de dados e com características diferentes das que foram apresentadas na presente tese.

Referências

- ABDUL-RAHMAN, A.; HAILES, S. Supporting Trust in Virtual Communities. 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences, Hawaii, USA, 4-7 Janeiro 2000, pp. 1-9, 2000.
- ABOULWAF A S., BAHGAT R: Dirichlet-based Reputation and Credential Trust Management. Faculty of Computers and Information-Cairo University 5 Dr. Ahmed Zoweil st., Dokki, Giza 12613, Egito, 2012.
- ALJAZZAF Z. M., PERRY M., CAPRETZ M.A.M. Online Trust: Definition and Principles. Department of Computer Science University of Western Ontario London. Canada, 2010.
- ANDRÉ, E.; KLESEN, M.; GEBHARD, P.; ALLEN, S.; RIST, T. Exploiting Models of Personality and Emotions to Control the Behavior of Animated Interactive Agents. Agents'00 Workshop on Achieving Human-Like Behavior in Interactive Animated Agents, 3-7, 2000.
- ARAF A, Y.; MAMDANI, A. Communicating Affect in a Multi-Agent System. Socially Intelligent Agents: The Human in the Loop, AAI Fall Symposium, North Falmouth, MA, AAI. Press, pp. 1-3, 2000.
- ARGAMON, S., DHAWLE, S., KOPPEL, M., & PENNEBAKER, J. Lexical predictors of personality type. Joint Annual Meeting of the Interface and the Classification Society of North America, 2005.
- ARTZ D.; GIL Y. A survey of trust in computer science and the Semantic Web. Information Sciences Institute. University of Southern California, 2007.

AYLEETT, R.; VANNINI, N.; ANDRE, E.; PAIVA, A.; ENZ, S.; HALL, L. But that was in another country: agents and intercultural empathy. 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, vol. 1, AAMAS'09, pp. 329-336. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2009.

BACHRACH, Y.; KOSINSKI, M.; GRAEPEL, T.; KOHLI, P.; STILLWELL, D. Personality and Patterns of Facebook Usage. Third Annual ACM Web Science Conference, 36-44. New York, NY, USA: ACM Press, 2012.

BAI, S.; ZHU, T.; CHENG, L. Big-Five Personality Prediction Based on User Behaviors at Social Network Sites. Eprint arXiv: 1204.4809, 2012.

BALAHUR, A., HERMIDA, J.M., MONTOYO, A. Detecting implicit expressions of sentiment in text based on commonsense knowledge. 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis, pp. 53–60, Portland, Oregon, June. Association for Computational Linguistics, 2012.

BARLETT, C.P.; ANDERSON, C.A. Direct and indirect relations between the Big 5 personality traits and violent behavior. *Personality and Individual Differences*, 52, 870-875, 2012.

BARSADE, S. The Ripple Effect: Emotional Contagion and Its Influence on Group Behavior. *Administrative Science Quarterly* 47(4), 644–677, 2012.

BATES, J. The Role of Emotions in Believable Agents. School of Computer Science, Carnegie Mellon University. Pittsburg. 1994.

BAUER, P.C., FREITAG, M. Personality and the Foundations of social Trust. Disponível em <<http://paulcbauer.eu/research/>>. Acesso em 2013.

BAZZAN, A.L.C.; BORDINI, R.H.; CAMPBELL, J.A. Moral Sentiments in Multi-agent Systems. In J.P. Muller, M.P. Singh, and A.S. Rao, editors, *Intelligent Agents V – Fifth International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages (ATAL-98)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence. Springer-Verlag, Heidelberg, 1999.

BERTOCCO C., FERRARI C. Context-Dependent Reputation Management for Soft Security in Multi Agent Systems. Department of Information Engineering University of Padova Padova, Italy, 2008.

BITENCOURT, G.K.; SILVEIRA, R.A.; MARCHI, J. TrustE: An Emotional Trust Model for Agents. In *Proceedings the Workshop-Escola de Sistemas de Agentes, seus Ambientes e Aplicações (WESAAC)*. São Paulo, SP, Brazil, 2013.

BONNEFON, J.F.; LONGIN, D.; NGUYEN, M.H. A Logical Framework for Trust-Related Emotions. *Electronic Communications of the EASST, Formal Methods for Interactive Systems*, 22, 2009.

BORRELL J., ROBLES S., BIGHAM J., TOKARCHUK L., CUTHBERT L. 2001. Design of a Trust Model for a Secure Multi-Agent Marketplace. Departament d'Informàtica Universitat Autònoma de Barcelona – Bellaterra – Spain. Dept. of Electronic Engineering Queen Mary, University of London Mile End Road, London E1 4NS – UK, 2001.

BOTELHO V., ENEMBRECK F., AVILA B.C., AZEVEDO H., SCALABRIN E.E. Encrypted Certified Trust in Multi-Agent System. PUCPR, Pontifical Catholic University of Paraná. PPGIA, Graduate Program on Applied Science. Curitiba, PR Brazil. UTFPR, Federal Technological University of Paraná. PPGTE, Graduate Program on Technology. Curitiba, PR, Brazil, 2009.

BRATMAN, M. E. *Intention, Plans, and Practical Reason*. CSLI Publications. ISBN 1-57586-192-5, 1999.

BROMLEY, D.B. *Reputation, Image and Impression Management*. Wiley, 1993.

BURNETT C., NORMAN T.J., SYCARA K. 2012. Stereotypical Trust and Bias in Dynamic Multi-Agent Systems. *ACM Transaction on Intelligent Systems and Technology*, vol 3, 2012.

BUSKENS, V. The Social Structure of Trust. *Social Networks* (20), 265—298, 1998.

BUTLER, J.K. 1991. Toward understanding and measuring conditions of trust: Evolution of a conditions of trust inventory. *Journal of Management* 17(3) 643-663, 1991.

CAROFIGLIO, V.; de DE ROSIS, F. In Favour of Cognitive Models of Emotions. Workshop on Mind-Minding Agents at AISB '05, Hatfield, UK, April 2005, pp. 171-175, 2005.

CARTER J., BITTING E., GHORBANI A.A. Reputation Formalization for an Information Sharing Multiagent System. Faculty of Computer Science, University of New Brunswick; Fredericton, NB, Canada, 2002.

CARTER J., GHORBANI A. A. Value Centric Trust in Multiagent Systems. Faculty of Computer Science University of New Brunswick Fredericton, NB, E3B, 5A3, Canada, 2003.

CARTWRIGHT, D. S. Theories and Models of Personality. WCB, 1979.

CASTALDO, S. Trust Variety - Conceptual Nature, Dimensions and Typologies. Imp 2003 Conference, Lugano, Switzerland, v. 4-6, Sept, 2003.

CASTELFRANCHI C., FALCONE R. Social Trust: A Cognitive Approach. National Research Council - Institute of Psychology. Unit of AI, Cognitive Modelling and Interaction. Roma – Italy, 2001.

CASTELFRANCHI, C.; de DE ROSIS, F.; FALCONE, R. Social Attitudes and Personalities in Agents. AAI fall symposium series on socially intelligent agents. Menlo Park, CA: AAI Press, 1997.

CASTELFRANCHI, C; TUMMOLINI, L. Positive and Negative Expectations and the Deontic Nature of Social Conventions. 9th International Conference on Artificial Intelligence and Law (ACM, New York, NY, USA), ISBN 1-58113-747-8, pp. 119-125, <http://doi.acm.org/10.1145/104778.1047819>, 2003.

CAVALCANTI, D. C. et al. Análise de sentimento em citações científicas para definição de fatores de impacto positivo. International Workshop on Web and Text Intelligence, WTI: Curitiba, n. 4, 2012.

CELLI, F.; ZAGA, C. Be Conscious, Express your Sentiment! Workshop on Emotion and Sentiment in Social and Expressive Media, in conjunction with AIXIA2013. Turin, Italy, 2013.

CELLI, F. Mining user personality in twitter. Tech. rep, 2011.

CELLI, F. PEAR – Adaptive Personality Recognition System. Disponível em: <<http://personality.altervista.org/PeaR.php>> Acesso em: 16 janeiro de 2017.

COGLISER, C.C.; GARDNER, W.L.; GAVIN, M.B.; BRODERG, J.C. Big Five Personality Factors and Leader Emergence in Virtual Teams: Relationships With Team Trustworthiness, Member Performance Contributions, and Team Performance. Group & Organization Management. Sage Publications, 2012.

COLTHEART, M. The MRC psycholinguistic database. In Quarterly Journal of Experimental Psychology, 1981.

DAMASIO, A.R. Descartes' Error: Emotion, Reason, and the Human Brain. Quill, New York, 1994.

DAS A., ISLAM M.M: A Dynamic Trust Computation Model for Secured Communication in Multiagent Systems. A. Das is with the Department of Computer Science, University of Illinois at Urbana-Champaign, 201 North Goodwin Avenue, Urbana, IL 61801-2302. Computer Science and Engineering, Bangladesh University of Engineering and Technology, New Academic Building, West Polashi, Dhaka 1000, Bangladesh, 2012.

DASTANI, M.; MEYER, J.J. Programming Agents with Emotions. 17th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI 2006), Trento, Italy, Aug. 28th-Sep.1st. IOS Press, 2006.

DE ROSIS, F., CASTELFRANCHI, C.; GOLDIE, P.; CAROFIGLIO, V. Cognitive Evaluations And Intuitive Appraisals: Can Emotion Models Handle Them Both? HUMAINE Handbook. Berlin: Springer, 2002.

DERBAS G., KAYSSI A., ARTAIL H., A. CHEHAB A. A Trust Model for Mobile Agent Systems Based on Reputation. Department of Electrical and Computer Engineering American University of Beirut P. O. Box 11-0236, Beirut 1107-2020, Lebanon, 2004.

DIAS, J.; PAIVA, A. Feeling and Reasoning: a Computational Model. 12th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, EPIA. Springer. Pp 127-140, 2005.

DOCE, T; DIAS, J.; PRADA, R.; PAIVA, A. Creating Individual Agents through Personality Traits. In *Intelligente Virtual Agents (IVA 2010)*, volume 6356 of LNAI, pages 257-264, Philadelphia, PA. Springer-Verlag, 2010.

DOSCIATTI, M.M. Um método para identificação de emoções básicas em textos portugueses do Brasil usando máquinas de vetores de suporte em solução multiclasse. Tese (doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2016.

DONOVAN, J., SMYTH, B., EVRIM, V., AND MCLEOD, D. Extracting and visualizing trust relationships from online auction feedback comments. 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, 2826–2831, 2007.

DUNN, J.R.; SCHWEITZER, M.E.. *Journal of Personality and Social Psychology*, 88(5), 736-748, 2005.

duPREEZ M. *Trust and New Technologies: Marketing and Management on the Internet and Mobile Media*. University of South Africa. *Online Information Review*. Vol. 33 Iss: 6, pp. 1208-1209. Emerald Group Publishing Limited, 2009.

ESFANDIARI, B.; CHANDRASEKHARAN, S. On How Agents Make friends: Mechanisms for Trust Acquisition. *Proceedings of the Fourth Workshop on Deception, Fraud and Trust in Agent Societies*, Montreal, Canada. pp. 27—34, 2001.

eBay. <<http://www.ebay.com>>, 2017.

EKMAN, P. An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, 6, 169-200, 1992.

ELLSWORTH P.C.; SCHERER, K.R. Appraisal Processes in Emotion. In R.J. Davidson, H.H. Goldsmith, & K.R. Scherer (Eds.), *Handbook of the affective sciences* (pp. 572-595). New York: Oxford University Press, 2003.

EMOSENTICNET. EmoSenticNet. Disponível em:

<<http://www.gelbukh.com/emosenticnet/>> Acesso em: 24 de abril de 2015.

FAHR, R.; IRLLENBUSCH, B. Identifying Personality Traits that Enhance Trust between Organizations – An Experimental Approach. Discussion Paper University of Cologne, 2006.

FERREIRA, N.; MASCARENHAS, S.; PAIVA, A.; TOSTO, G.; DIGNUM F.; BREEN, J., DEGENS, N.; HOFSTEDE, G.; ANDRIGHETTO, G.; CONTE, R. An Agent Model for the Appraisal of Normative Events Based in In-Group and Out-Group Relations. *AAAI-13 CogSys - Twenty-Seventh AAI Conference on Artificial Intelligence*, 2013.

FRIJDA, N. *The Emotions*, Studies in Emotion and Social Interaction Series, Cambridge University Press, 1986.

FURUMO, K.; PILLIS, E. Individual Personality Dimensions that Impact Trust in Virtual Teams. In *J. Human Resources Development and Management*, Vol. 9, No 1, 2009.

GAMBETTA, D. *Can We trust Trust? Trust: Making and Breaking Cooperative Relations*, Basil Blackwell, New York, pp. 213-237, 1988.

GHASEM-AGHAEI, N.; KHALESI, B; KAZEMIFARD, M.; OREN, T.I.. Anger and Aggressive Behavior in Agent Simulation. 2009 Summer Computer Simulation Conference (pp. 267-274), 2009.

GOLBECK, J.; ROBLES, C.; EDMONDSON, M.; TURNER, K. Predicting Personality from Twitter. *SocialCom/PASSAT*, 2011.

GOLDBERG, L. R. The structure of phenotypic personality traits. *American Psychologist*, 48, 26–34, 1993.

GoodReads. <<http://www.goodreads.com>>, 2017.

GOSLING, S. D.; RENTFROW, P, J.; SWANN J. R., W. B. A very brief measure of the big-five personality domains. *Journal of Research in Personality*, p. 504–528, 2003.

GOSLING, S. *Snoop: What Your Stuff Says About You*. Basic Books, 2009.

GOU, L.; ZHOU, M.X.; YANG, H. KnowMe and ShareMe: understanding automatically discovered personality traits from social media and user sharing preferences. 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems (CHI '14). ACM, New York, NY, USA, 955-964. 2014.

GRIFFITHS N. *Task Delegation using Experience-Based Multi-Dimensional Trust*. Department of Computer Science, University of Warwick, Coventry , CV4 7AL, UK, 2005.

GRISHCHENKO, V.S. A fuzzy model for context-dependent reputation. Proceedings of the ISWC 2004 Workshop on Trust, Security, and Reputation on the Semantic Web, Hiroshima, Japan, 2004.

GROSS, J.J.; SUTTON, S.K.; KETELAAR, T. Relations between affect and personality: Support for the affect-level and affective-reactivity views. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 24, 279-288, 1998.

GRANATYR, J; BOTELHO, V.; LESSING, O.R.; SCALABRIN, E.E; BRATHES, J-P; ENEMBRECK, F. Trust and reputation models for multiagente systems. *ACM Computer Surveys*, 48(2):27:1{27:42, Outubro 2015.

GRANATYR, J; BARDDAL, J.P.; ALMEIDA, A.W.; ENEMBRECK, F.; GRANATYR, A.P.S. Towards Emotion-based Reputation Guessing Learning Agents. *International Joint Conference on Neural Networks*, Vancouver, Canada, 2016.

HANZAEI, K.H.; NOROUZI, A. The Role of Cognitive and Affective Trust in Service Marketing: Antecedents and Consequence. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, Vol.4, No23, pp. 4996-5002, 2012.

HATFIELD, E.; CACIOPPO, J.; RAPSON, R. Primitive emotional contagion. *Review of Personality and Social Psychology* 14, 151–177, 1992.

HENDRIKS, A. A. J. The construction of the Five-Factor Personality Inventory (FFPI). University of Groningen, Holanda, 1997.

HERCOCK, R.G. Dynamic Trust Formation in Multi-Agent Systems. BT Group BT Labs, Adastral Park Ipswich, IP53RE, 2007.

HERMOSO R., BILHARDT H., OSSOWSKI S. Role Evolution in Open Multi-Agent Systems as an Information Source for Trust. Centre for Intelligent Information Technology University Rey Juan Carlos Madrid, Spain, 2010.

HU, R.; PU, P. Exploring Relations between Personality and User Rating Behaviors. 1st Workshop on Emotions and Personality in Personalized Services, pp. 29-40, 2013.

HULOVATYY, Y.; D'MELLO, S.K.; CALVO, R.A.; MILENKOVIC, T. Network analysis improves interpretation of affective physiological data, *Journal of Complex Networks*, 2(4), 614-636, 2014.

HUME, D. *A Treatise of Human Nature (1737)*. Oxford: Clarendon Press, 1975.

HUYNH T.D., JENNINGS N.R., SHADBOLT N.R. Certified reputation: how an agent can trust a stranger. Fifth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems, p.1217-1224, 2006.

HUYNH T.D., JENNINGS N.R., SHADBOLT. N.R: An Integrated Trust And Reputation Model for Open Multi-Agent Systems. School of Electronics and Computer Science, University of Southampton, UK, 2004.

JOHN, O. P., SRIVASTAVA, S. The big five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. In Lawrence A. Pervin and Oliver P. John, editors, *Handbook of Personality: Theory and Research*, pages 102–138. The Guilford Press, New York, second edition, 1999.

JOHNS, M.; SILVERMAN, B.G. How Emotions and Personality Effect the Utility of Alternative Decisions: A Terrorist Target Selection Case Study. Proceedings of the Tenth Conference on Computer Generated Forces and Behavioral Representation, SISO, Norfolk, Virginia, 55-64, 2001.

JOHNSON, D.; GRAYSON, K. Cognitive and affective trust in service relationships. *Journal of Business Research*, Vol. 58 No 4, pp.500-7, 2005.

JOHNSON, J. A. Measuring thirty facets of the Five Factor Model with a 120-item public domain inventory: Development of the IPIP-NEO-120, In: *Journal of Research in Personality*, p. 78-89, 2014.

JOHNSON-GEORGE, D.; SWAP, R. Measurement of Specific Interpersonal Trust: Construction and Validation of a Scale to assess trust in a specific other. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1982.

JOSANG A., ISMAIL R. The Beta Reputation System. Distributed Systems Technology Centre Queensland University of Technology, GPO Box 2434, Brisbane Qld 4001, Australia, 2002.

JOSANG, A. The Right Type of Trust for Distributed Systems. Workshop on new security paradigms. Lake Arrowhead, USA, , pp. 119-131, 1996.

JURCA R., FALTINGS B. An Incentive Compatible Reputation Mechanism. Artificial Intelligence Laboratory (LIA), Computer Science Department, Swiss Federal Institute of Technology (EPFL) CH-1015 Ecublens, Switzerland, 2003.

KARLINS, M.; ABELSON, H.I. Persuasion, how opinion and attitudes are changed. Crosby Lockwood & Son, 1970.

KOHAVI, R., JOHN, G.H. Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence*. 97(1-2):273-324, 1997.

KHOSRAVIFAR B., BENTA HAR J. GOMROKCHI M., ALAM R. CRM: An efficient trust and reputation model for agent computing. Concordia Institute for Information Systems Engineering, Concordia University, Montreal, Quebec, Canada, 2012.

KLEJNOWSKI L., BERNARD Y., HÄHNER J., SCHLOER C.M. An architecture for trust-adaptive agents. Leibniz Univ. Hannover Institute of Systems Engineering Appelstr. 4, 30167 Hannover, Germany, 2010.

KOSINSKI, M.; BACHRACH, Y.; KOHLI, P.; STILLWELL, D.; GRAEPEL, T. Manifestations of user personality in website choice and behaviour on online social networks. *Mach. Learn.* 95, 3, 357-380, 2014.

KOSTER A., SABATER J. Shorlemmer M. Personalizing Communication about Trust. Artificial Intelligence Research Institute, CSIC, Bellaterra, Spain, 2011.

KRALLIS, D.; CSONTOS, A. From Risk Perception to Safe Behavior. Deloitte Touche Tohmatsu, Enterprise Risk Services. Sydney, Australia. Disponível em: <https://www.sia.org.au/downloads/SIGs/Resources/From_Risk_Perception_to_Safe_Behaviour.pdf>, Acesso em 10/10/2014.

KRCADINAC, U., PASQUIER, P., JOVANOVIĆ, J., & DEVEDZIC, V. Synesketch: An Open Source Library for Sentence-based Emotion Recognition. Unpublished manuscript. [Online]. Disponível em: <http://krcadinac.com/papers/synesketch_textual_emotion_recognition/synesketch_paper1.pdf> Acessado em 27/03/2013.

KREPS, D.M.; WILSON, R. Reputation and Imperfect Information. *Journal of Economic Theory*, Volume 27, Elsevier Science, USA, pp. 253-279, 1982.

KUO, T.; TANG, H-L. Relationships among personality traits, Facebook usages, and leisure activities - A case of Taiwanese college students. *Comput. Hum. Behav.* 31, 13-19, 2014.

LAZARUS, R. *Emotion & Adaptation*, Oxford University Press, 1991.

LISETTI, C. L. Personality, affect and emotion taxonomy for socially intelligent agents. In Fifteenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, pages 397-401. AAAI Press, 2002.

LIU S., ZHANG J., MIAO C., THENG Y.L., ALEX K.C: An Integrated Clustering-Based Approach to Improve the Robustness of Reputation Systems. IEEE, SCE, SCI, Nanyang Technological University, Singapore, 2011.

LIU X., DATTA A. A Trust Prediction Approach Capturing Agent's Dynamic Behaviour. Nanyang Technological University, Singapore, 2011.

LIU X., DATTA A. Modeling Context Aware Dynamic Trust Using Hidden Markov Model. École Polytechnique de Lausanne (EPFL) 1015 Lausanne, Switzerland. Nanyang Technological University Singapore 639798, 2012.

LORINI, E. Agents with emotions: a logical perspective. ALP Newsletter, Vol. 12, No. 2-3, 2008.

LU G., LU J., YAO S., YIP J. A Review on Computational Trust Models for Multi-agent Systems. School of computing and Engineering, University of Huddersfield, Huddersfield, UK and Laboratory of Network Intelligence Computing, University of Yunnan, Kunming, Yunnan, China, 2009.

LUHMANN, N. Trust and Power. New York: Wiley, 1979.

MACHADO, A.A.A. Inferência de personalidade a partir de textos de rede social utilizando um léxico afetivo em português brasileiro. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Sergipe, São Cristóvão, 2016.

MAIRESSE, M.A., WALKER, M.R., MEHL, and R.K. Moore. Using linguistic cues for the automatic recognition of personality in conversation and text. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 30(1):457–500, 2007.

MARIMON, R., NICOLINI, J.P., TELES, P. Competition and Reputation. World Conference Econometric Society, Seattle. 2000.

MARRIOTT, T.C.; BUCHANAN, T. The true self online: Personality correlates of preference for self-expression online, and observer ratings of personality online and offline. *Comput. Hum. Behav.* 32, 171-177, 2014.

MARSH S.P. Formalizing trust as computational concept. Department of Computing Science and Mathematics University of Stirling, 1994.

MARSHALL, A. Principles of Economics. An introductory volume (8th ed.). London: Macmillan, 1920.

MARTINAZZO, B., DOSCIATTI, M.M., PARAISO, E.C. Identifying Emotions in Short Texts for Brazilian Portuguese. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011.

MAZIERO, E. G.; PARDO, T. A. S.; FELIPPO, A. D.; DIAS-DA-SILVA, B. C. A base de dados lexical e a interface web do TeP 2.0: thesaurus eletrônico para o Português do Brasil. In: Proceedings of (WebMedia '08). ACM, New York, NY, USA, 390-392, 2008.

McALLISTER, D.J. Affect and Cognition-Based Trust as Foundations for Interpersonal Cooperation in Organizations. *The Academy of Management Journal*, v. 38, n.1, p. 24-59, 1995.

McKNIGHT, H.; CHOUDHURY, V.; KACMAR, C. The impact of initial consumer trust on intentions to transact with a web site: a trust building model. *Journal of Strategic Information Systems*, v. 11, n. 3, p. 297-323, 1998.

McCRAE, R. R. and JOHN, O. P. An introduction to the five-factor model and its applications. *Journal of Personality*, 60(2):175–216, 1992.

MEYERSON, D.; WWICK, K.E.; KRAMER, R.M. Swift trust and temporary groups. In: Kramer, R.M.; Tyler, T.R. (Ed.) *Trust in organizations: Frontiers of theory and research*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications. p. 166-195, 1996.

MINAMIKAWA, A.; YOKOYAMA, H. Blog tells what kind of personality you have: egogram estimation from Japanese weblog. ACM 2011 conference on Computer supported cooperative work (Hangzhou, China, 2011). ACM, 1958856, 217-220, 2011.

MISZTAL, B. Trust in Modern Societies: The Search for the Bases of Social Order. Polity, 1st Edition, 1996.

MOFFAT, D. Personality Parameters and Programs. In Trappl & Petta (eds) Creating Personalities for Synthetic Actors, Springer, Berlin, 120-165, 1997.

MOHAMMADI, G; VINCIARELLI, A. Automatic Personality Perception: Prediction of Trait Attribution Based on Prosodic Features. IEEE Transactions on Affective Computing, to appear, 2012.

MOKHTARI E., NOORIAN Z., LADANI B.T., NEMATBAKHS M.A. A Context-Aware Reputation-Based Model of Trust for Open Multi-Agent Environments. University of New Brunswick, Canada. University of Isfahan, Iran, 2011.

MUI, L., MIHTASHEMI, M., HALBERSTADT, A. Notions of reputation in multi-agents systems: a review, Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent System (AAMAS 2002), Bologna, Italy, , pp. 280-287, 2002.

MUNEZERO, D., MONTERO, C., SUTINEN, E., PAJUNEM, J. Are they different? affect, feeling, emotion, sentiment, and opinion detection in text. IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 5, no. 2, pp. 101–111, 2014.

NUNES, M.A.S.N. Computação Afetiva personalizando interfaces, interações e recomendações de produtos, serviços e pessoas em ambientes computacionais. In. Portfólio DCOMP. Editora UFS, 2011.

NUNES, M.A.S.N. Recommender System Based on Personality Traits. PhD Thesis. Université Montpellier 2-LIRMM, 2008.

NUNES, M.A.S.N.; ARANHA, C. N. Tendências à Tomada de Decisão computacional. W3C, São Paulo. W3C, 2009.

NUNES, M.A.S.N.; BEZERRA, J. S.; OLIVEIRA, A.A. PersonalityML: a mark-up language to standardize the user personality in recommender system. Revista GEINTEC – Gestão, Inovação e Tecnologias, v.2 n.3, p. 255-273, 2012.

NUNES, M.A.S.N.; TELES, F.R.; SOUZA, J.G. Inferindo personalidade via tweets. Innovation, Technology and Management Journal, v. 3, n. 3, 2013.

OBERLANDER, J.; NOWSON, S. Whose thumb is it anyway? classifying author personality from weblog text. 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL), 2006.

OLSEN, M; HARRINGTON, K. SIEGELMANN, H. Utilizing Emotions in Strategic Real-Time Artificial Intelligence. Presented at North East Student Colloquium on Artificial Intelligence (NESCAI). Amherst, MA, 2008.

ORTIGOSA, A.; CARRO, R.M.; QUIROGA, J. I. Predicting user personality by mining social interactions in Facebook. J. Comput. Syst. Sci. 80, 1, 57-71, 2014.

ORTONY, A; CLORE, G.; COLLINS, A. The cognitive structure of emotions. Cambridge University Press, 1988.

PAIN, A.M. Inferência de personalidade a partir de textos em português brasileiro utilizando léxicos. Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2016.

PAIVA, A. Affective interactions: towards a new generation of computer interfaces. pages 1–8, Springer Verlag, 2000.

PAIVA, A.; DIAS, J.; SOBRAL, D.; AYLLET, R. Caring for Agents and Agents that Care: Building Emphatic Relations with Synthetic Agents. Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems (AAMAS 2004), pp. 194-201, New York, ACM Press, 2004.

PANG, B, LEE, L., VAITHYANATHAN, S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pp. 79–86, 2002.

PEARSON, K. Notes on regression and inheritance in the case of two parents. Royal Society of London, 58: 240–242, 1985.

PENNEBAKER, J. W.; CHUNG, C. K.; IRELAND, M.; GONZALES, A.; BOOTH, R. J. The development and psychometric properties of LIWC2007, 2007.

PETRICAN, R., TODOROV, A. T., & GRADY, C. L. Personality at face value: Facial appearance predicts self and other personality judgments in elderly married couples. Journal of Nonverbal Behavior, 38, 259-277, 2014.

PICARD, R. W. Affective Computing. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1997.

PICARD. R. Affective computing: challenges. Inter. Journal of Human Computer Studies, 59(1-2):55-64, 2003.

PING, H.; MUJTABA, B.G.; WHETTEN, D.A.; WEI, Y. Leader Personality Characteristics and Upward Trust: A Study of Employee-Supervisor Dyads in China. The Journal of Applied Business Research, v. 28, No 5. The Clute Institute, 2012.

PINTO S. A. Simulação e Avaliação de Comportamentos em Sistemas Multi-Agentes baseados em Modelos de Reputação e Interação. UNISINOS - Computação Aplicada (PIPICA) – RS /USP – ICMC, SP – Brazil, 2008.

PINYOL I., SABATER J. Computational trust and reputational models for open multi-agent systems: a review. III Artificial Intelligence Research Institute, CSIC - Spanish Scientific Research Council, Bellaterra, Barcelona, Spain, 2013.

PIOLLE, G; CLARK, K.; PIIT, J. Affective Computing, Software Agents and Online Communities. Research MAC Independent Study Option – Spring Term, Imperial College London, Department of Computing, 2005.

PITT, J. Digital blush: towards shame and embarrassment in multi-agent information trading applications. *Cognition, Technology and Work*, 6, pp. 23-26, 2004.

PLATO. *The Republic* (370 BC). Viking Press, 1955.

PORIA, S., GELBUKH, A., AGARWAL, B., CAMBRIA, E., HOWARD, N. Common sense knowledge based personality recognition from text. In *Advances in Soft Computing and Its Applications*, pages 484–496. Springer, 2013

PORIA, S.; GELBUKH, A.; CAMBRIA, E.; HUSSAIN, A.; HUANG, G. B. EmoSenticSpace: A novel framework for affective common-sense reasoning. In: *Knowledge-Based Systems*, p. 108-123, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2014.06.011>>, Acesso em 10/10/2014.

QUERCIA, D.; KOSINSKI, M.; STILLWELL, D.; CROWCROFT, J. Our Twitter Profiles, Our Selves: Predicting Personality with Twitter. In *Proceedings of the 3rd IEEE Conference on Social Computing (SocialCom)*, 2011.

RAMCHURN S.D., JENNINGS N.R., SIERRA C., GODO L. Devising a Trust Model for Multi-Agent Interactions Using Confidence and Reputation. School of Electronics and computer Science, University of Southampton, United Kingdom. Artificial Intelligence Research Institute Bellaterra, Spain, 2004.

REMPEL J.K., HOLMES J.G., ZANNA M.P. Trust in close relationships. *Journal of Personality and Social Psychology*, 49(1), pp. 95-112, 1985.

REICHARDT, D.M. Emotion and Personality in Driver Assistance Systems. *ITCS 2008*, pp. 17-21, 2008.

REISENZEIN, R.; WEBER, H. Personality and Emotion. In Corr, P, Matthews, G. (Eds.). *Cambridge Handbook of Personality*, Oxford University Press, Oxford, 2008.

RETTINGER A., NICKLES M., TRESP V. A Statistical Relational Model for Trust Learning. Department of Informatics Technical University of Munich 85748 Garching Germany. Department of Computer Science University of Bath Bath BA2 7AY, UK. Corporate Technology Siemens AG 81739 Munich, Germany, 2008.

RETTINGER A., NICKLES M., TRESP V. Learning Initial Trust among Interacting Agents. AI/Cognition Group, Technical University of Munich, D-85748 Garching bei Munchen, Germany. Corporate Technology, Siemens AG, Information and Communications, Munich, Germany, 2007.

RIZZO, P.; VELOSO, M.; MICELI, M.; CESTA, A. Personality-Driven Social Behaviors in Believable Agents. *AAAI Symposium on Socially Intelligent Agents*, TR FS-97-02, 1997.

ROSACI, D. Trust measures for competitive agents. University Mediterranea of Reggio Calabria, DIMET Department, Via Graziella, Loc. Feo di Vito, 89122 Reggio Calabria, Italy, 2011.

ROSHCHINA A., CARDIFF J., ROSSO P. User Profile Construction in the TWIN Personality-based Recommender System. *IJCNLP Workshop on Sentiment Analysis where AI meets Psychology*, SAAIP-2011, 5th Int. Joint Conf. on Natural Language Processing, Chiang Mai, Thailand, 2011.

QUINLAN, J.R. Learning with Continuous Classes. 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, Singapore, 343-348, 1992.

ROSENBERG, M.J.; HOVLAND, C.I. Attitude organization and change: An analysis of consistency. New Haven: Yale University Press, 1960.

ROSSIGNAC-MILON, M. Affective Computing: A Survey. Internship Report, University of Geneva, Switzerland, 2010.

ROUSSEAU, F.M.; SITKIN, S.B.; BURT, R.S.; CAMERER, C. Not so different after all: a cross-discipline view of trust. *The Academy of Management Review*, [S. I.], V. 23, p. 393-404, 1998.

SABATER J., SIERRA C. Reputation and Social Network Analysis in Multi-Agent Systems. IIIA – Artificial Intelligence Research Institute CSIC – Spanish Scientific Research Council Bellaterra, Catalonia, Spain, 2002.

SABATER J., SIERRA C. Review on computational trust and reputation models. IIIA - CSIC, Campus UAB, Bellaterra, Barcelona, Spain, 2005.

SANSONNET, J.P.; BOUCHET, F. Extraction of Agent Psychological Behaviors from Glosses of WordNet Personality Adjectives. 8th European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS'2010), Paris, France, 2010.

SARDO, F. Emotions and Decision Making in Trust Games. Disponível em: <<http://www.lorentzcenter.nl/lc/web/2011/464/presentations/Sardo.pdf>>, Acessado em 05/06/2015, 2011.

SCHERER, K. R. Appraisal Considered as a Process of Multilevel Sequential Checking. *Appraisal Processes in Emotion: Theory, Methods, Research* (pp. 92-120): Oxford University Press, 2001.

SCHERER, K.R. What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information*, v. 44, n. 4, p.695–729, 2005.

SELVAM, B., ABIRAMI, S. A Survey On Opinion Mining Framework. Department of Information Science & Technology, Anna university, Chennai, India, 2013.

SEOL, Y.S., KIM, H.W., KIM, D.J. Emotion Recognition from Textual Modality Using a Situational Personalized Emotion Model. *International Journal of Hybrid Information Technology* Vol. 5, No. 2, 2012.

SHAIKH, M.A.M., PRENDINGER, H. and ISHIZUKA, M.: A Linguistic Interpretation of the OCC Emotion Model for Affect Sensing from Text. In: *Affective Information Processing*. Springer London, 45-73, 2009.

SHARMA N.K., GAUR V., MUTTOO S.K. A Dynamic Reputation System with Built-in Attack Resilience to Safeguard Buyers in e-market. Department of Computer Science University of Delhi, India, 2012.

SHEVADE, S.K.; KEERTHI, S.S.; BHATTACHARYYA, C.; MURTHY, K.R.K. Improvements to the SMO Algorithm for SVM Regression. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999.

SHI J., BOCHMANN G.V., ADAMS C. 2005. Dealing with Recommendations in a Statistical Trust Model. School of Information Technology and Engineering (SITE) University of Ottawa, Ontario, Canada K1N 6N5, 2005.

SIERRA C., DEBENHAM J. An Information-Based model for Trust. Institut d'Investigacio en Intel.ligencia Artificial Spanish Scientific Research Council, UAB 08193 Bellaterra, Catalonia, Spain. Faculty of Information Technology University of Technology, Sydney NSW, Australia, 2005.

SIMON, H.A. Reason in Human Affairs. Stanford University Press, California, 1983.

SIMPSON, J.A. Psychological Foundations of Trust. *Current Directions in Psychological Science*, 16, 264-268, 2007.

SIRDESHMUKH, D.; SINGH, J.; SABOL, B. Consumer Trust, Value, and Loyalty in Relational Exchanges. *Journal of Marketing*, [S.I.], V. 66, n. 1, 2002.

SLOMAN, A. Motive Mechanisms and Emotions. In *Emotional and Cognition* 1, 3, pp. 217-234, reprinted in M.A. Boden (Ed.) *The Philosophy of Artificial Intelligence*. Oxford Readings in Philosophy, Series Oxford University Press, 1990.

SLOMAN, A. Review of *Affective Computing* by Rosalind Picard. *The AI Magazine*, 20(1), 127-133, 1999.

SLOVIC, P.; PETERS, E. Risk Perception and Affect. *Current Directions on Psychological Science*, 15, 322-325, 2006.

SLOVIC, P.; WEBER, E.U. Perception of Risk Posed by Extreme Events. Center of Decision Sciences (CDS) Working Paper. Columbia University, 2002.

SOLDZ, S. and VAILLANT, G. E. 1998. The big five personality traits and the life course: A 45 years longitudinal study. *Journal of Research in Personality*, 33:208–232, 1998.

SPEER, R.; HAVASI, C. ConceptNet 5: A large semantic network for relational knowledge. In *The People's Web Meets NLP*, Springer Heidelberg, Berlin, Germany, p. 161-176, 2013.

STANFORD PARSER. The Stanford Parser: A statistical parser. Disponível em: <<http://nlp.stanford.edu/software/lex-parser.shtml>>. Acesso em: 14 maio 2015.

SU X., ZHANG M., MU Y., BAI Q. A robust trust model for service-oriented systems. School of Computer Science and Software Engineering, University of Wollongong, Wollongong, NSW 2522, Australia; School of Computing and Mathematical Sciences, Auckland University of Technology, Auckland, New Zealand, 2013.

SUTCLIFFE A., WANG D. Computational Modelling of Trust and Social Relationships. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 15 (1) 3, 2012.

TEACY W.T.L., PATEL J., JENNINGS N.R., LUCK M: Trust and Reputation in the Context of Inaccurate Information Sources. *Electronics & Computer Science*, University of Southampton, Southampton SO17 1BJ, UK, 2006.

THAGARD, P. *Hot Thought: Mechanisms and Applications of Emotional Cognition*. A Bradford Book - MIT Press, Cambridge, MA, USA, 2006.

TRABELSI, A; FRASSON, C. The Emotional Machine: A Machine Learning Approach to Online Prediction of User's Emotion and Intensity. In *Proceedings of The Tenth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, 613-617, 2010.

TRAPPL, R.; PAYR, S.; PETTA, P. *Emotions in Humans and Artifacts*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 2003.

TripAdvisor. <<http://www.tripadvisor.com>>, 2017.

TSAL Y. On the Relationship between Cognitive and Affective Processes: A Critique of Zajonc and Markus. *Journal of Consumer Research*, vol. 12, Dezembro, pp. 358-362, 1985.

TURRINI, P.; MEYER, J.C.; CASTELFRANCHI, C. Rational Agents That Blush. In *Affective Computing and Intelligent Interaction*, 2007.

VASALOU, A.; HOPFENSITZ, A.; PITT, J. In praise of forgiveness: Ways for repairing trust breakdowns in one-off online interactions. *Journal of Human-Computer Studies*, vol. 66, No. 6, pp. 466-480, 2008.

WADE, L.; ROBISON, R. The Psychology of Trust and its relation to sustainability. *Global Sustainability Institute. Briefing Note 2*, 2012.

WANG, Y., VASSILEVA, J. Trust and Reputation Model in Peer-to-Peer Networks. Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Peer-to-Peer Computing, Linköping, Sweden, pp 150-158, 2003.

WANG P., ZHANG Z. A Computational Trust Model with Trust Network in Multi-Agent Systems. Faculty of Computer and Information Science, Southwest China Normal University, Chongqing 4007 15, China. School of Information Technology. Deakin University, Geelong VIC 3213, Australia, 2002.

WANG Y., LI M., DILLON E., CUI L.G., HU J.J., LIAO L. J. A Context-aware Computational Trust Model for Multi-agent Systems. Scientific Research Foundation for the Returned Overseas Chinese Scholars State Education Ministry under Grant 1110036820701, 2007.

WARD, R., MARSDEN, P. Affective computing: problems, reactions and intentions. *Interacting with Computers* 16 (4), 707–713, 2004.

WARDMAN, J.K. Toward a Critical Discourse on Affect and Risk Perception. *Journal of Risk Research*, 9 (2), 109-124, 2006.

YAICH R., BOISSIER O., PICARD G., JAILLON P. Social-Compliance in Trust Management within Virtual Communities. LSTI - Henri Fayol Institute ENS Mines Saint Etienne, France, 2011.

YU W., QIUYUE Z., YING J. A Trust Management Model based on Multi-agent System. Yang Zhou University, 2008.

ZAJONC, R.B.; MARKUS H. Must All Affect Be Mediated By Cognition? *Journal of Consumer Research*, vol. 12, no. 3, 1985.

ZHANG J., GHORBANI A.A., COHEN R. A familiarity-based trust model for effective selection of sellers in multiagent e-commerce systems. School of Computer Science, University of Waterloo, Waterloo, Canada. Faculty of Computer Science, University of New Brunswick, New Brunswick, Canada, 2007.

ZHOU, M.X.; NOCHOLS, J.; DIGNAN, T.; LOHR, S.; GOLBECK, J.; PENNEBAKER, J. W. Opportunities and risks of discovering personality traits from social media. In CHI '14 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '14). ACM, New York, NY, USA, 1081-1086, 2014.

ZUO, X.; FENG, B.; YAO, Y.; ZHANG, T.; ZHANG, Q.; WANG, M.; ZUO, W. A Weighted ML-KNN Model for Predicting User's Personality Traits. International Conference on Information Science and Computer Applications, ISCA, 2013.