

CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI

TIAGO CARDOSO TRUCHLAEFF

**MODELO DE REPRESENTAÇÃO ESPACIAL QUALITATIVA APRENDIDO A
PARTIR DE DADOS HUMANOS**

São Bernardo do Campo

2017

TIAGO CARDOSO TRUCHLAEFF

**MODELO DE REPRESENTAÇÃO ESPACIAL QUALITATIVA APRENDIDO A
PARTIR DE DADOS HUMANOS**

Dissertação de Mestrado, apresentada ao Centro
Universitário da FEI para obtenção do título de Mes-
tre em Engenharia Elétrica. Orientado pelo Prof. Dr.
Paulo Eduardo Santos.

São Bernardo do Campo

2017

Truchlaeff, Tiago Cardoso .

Modelo de representação espacial qualitativa aprendido a partir de dados humanos / Tiago Cardoso Truchlaeff. São Bernardo do Campo, 2017.

81 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário FEI.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Eduardo Santos.

1. Modelo Espacial Qualitativo. 2. Orientação. 3. LDA. 4. Expressões Espaciais. 5. Aprendizagem de Máquina. I. Santos, Paulo Eduardo, orient. II. Título.

Aluno: Tiago Cardoso Truchlaeff

Matrícula: 115120-8

Título do Trabalho: Modelo de representação espacial qualitativa aprendido a partir de dados humanos.

Área de Concentração: Inteligência Artificial Aplicada à Automação

Orientador: Prof. Dr. Paulo Eduardo Santos

Data da realização da defesa: 04/05/2017

ORIGINAL ASSINADA

Avaliação da Banca Examinadora:

São Bernardo do Campo, / / .

MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Paulo Eduardo Santos

Ass.: _____

Prof. Dr. Plinio Thomaz Aquino Junior

Ass.: _____

Prof. Dr. Marcos Fernando Lopes

Ass.: _____

A Banca Julgadora acima-assinada atribuiu ao aluno o seguinte resultado:

APROVADO

REPROVADO

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**APROVO A VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO EM QUE
FORAM INCLUÍDAS AS RECOMENDAÇÕES DA BANCA
EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Carlos Eduardo Thomaz

Dedico este trabalho aos meus pais Cláudio Truchlaeff e Valéria Cardoso Truchlaeff, que foram responsáveis diretos pela formação do meu caráter e dos meus valores, sempre me apoiando e incentivando em todos os meus projetos.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Paulo E. Santos, por todo apoio e orientação no desenvolvimento deste trabalho.

Aos colegas de mestrado, pelas informações compartilhadas e ajuda prestada em diversos momentos.

À minha noiva Elis Cristina, que me acompanhou, apoiou e incentivou durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus pais, irmãos e familiares pela confiança e suporte prestado a mim.

À minha avó Margarida, por todo zelo e auxílio, principalmente nos últimos quatro anos.

Ao Centro Universitário FEI, pela infraestrutura, pelos recursos providenciados e pela bolsa concedida, que foram fundamentais para a elaboração deste trabalho.

RESUMO

O desenvolvimento de robôs com a capacidade de interpretação de um determinado domínio e de comunicação com os seres humanos de forma natural tem sido almejado por diversos pesquisadores de Inteligência Artificial. Este trabalho deu um passo nesta direção propondo um modelo qualitativo de relações de localização e orientação espacial, no qual as categorias qualitativas são expressões espaciais. O modelo foi construído a partir de dados obtidos em duas pesquisas com agentes humanos, nas quais foi avaliado como as pessoas declaram determinadas expressões espaciais. O modelo foi extraído por meio de um método de aprendizagem de máquina chamado Análise Discriminante Linear (LDA), que faz uma classificação estatística linear a partir dos dados das pesquisas. As avaliações realizadas no modelo sugerem que este é consistente e que é possível associar representação qualitativa à linguagem natural, mas mostram que existe pouco consenso entre as pessoas quanto à definição de algumas expressões espaciais. É possível dizer que o fato de este modelo ter sido obtido a partir de dados humanos o tornou mais similar à forma humana de perceber o espaço.

Palavras-chave: Modelo Espacial Qualitativo. Orientação. LDA. Expressões Espaciais. Aprendizagem de Máquina.

ABSTRACT

Several researchers of Artificial Intelligence have sought the development of robots with the ability to interpret a given domain and to communicate with humans in a natural way. This work took a step in this direction and proposed a qualitative model of spatial orientation and location relations, in which the qualitative categories are spatial expressions. The model was built from data obtained from two questionnaires applied answered by human agents, in which it was evaluated how people understand a number of spatial expressions. A machine learning method called Linear Discriminant Analysis (LDA), which makes a linear statistical classification from the training data, extracted the model. The evaluation performed in the model obtained suggests that it is consistent and that qualitative representation can be associated with natural language, but they show that there is little consensus among the people about the definition of some spatial expressions. It can be said that this model is more similar to the human way of perceiving space than previous approaches, since it was obtained from human data.

Keywords: Qualitative Spatial Model. Orientation. LDA. Spatial Expressions. Machine Learning.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Ilustração 1 – Ponto Orientado.	11
Ilustração 2 – Nomeação das categorias do OPRA proposto por Perico et al. (2016). . .	17
Ilustração 3 – Relações entre regiões no RCC-8.	19
Ilustração 4 – Dipolos do modelo <i>Dipole calculi</i>	19
Ilustração 5 – Relações fundamentais do modelo <i>Dipole calculi</i>	20
Ilustração 6 – Modelo <i>The Cardinal Direction Calculus</i>	20
Ilustração 7 – Modelo <i>Cardinal Directions between Regions</i>	21
Ilustração 8 – Relações entre as entidades no <i>Allen's algebra</i>	21
Ilustração 9 – Tabela de Composição do RCC-8.	22
Ilustração 10 – Ponto Orientado.	24
Ilustração 11 – Ponto Orientado com $m = 4$	24
Ilustração 12 – Relação entre pontos orientados.	25
Ilustração 13 – Abordagem de Fisher para a separação de classes.	28
Ilustração 14 – Primeira imagem mostrada na Pesquisa Online.	37
Ilustração 15 – Segunda imagem mostrada na Pesquisa Online.	37
Ilustração 16 – Terceira imagem mostrada na Pesquisa Online.	37
Ilustração 17 – Representação da vista superior da situação proposta na Pesquisa Online.	38
Ilustração 18 – Disposição dos objetos da pesquisa 2.	41
Ilustração 19 – Voluntário respondendo a Pesquisa 2.	42
Ilustração 20 – Resultado Online.	47
Ilustração 21 – Resultado em Laboratório.	49
Ilustração 22 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 1, parte 1.	60
Ilustração 23 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 1, parte 2.	61
Ilustração 24 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 2, parte 1.	62
Ilustração 25 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 2, parte 2.	63
Ilustração 26 – Questionário da Pesquisa em Laboratório.	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Ângulo dos elementos em relação à frente do observador.	39
Tabela 2 – Ângulo dos elementos da pesquisa 2 em relação à frente do observador. . . .	43
Tabela 3 – Relação entre as entradas e as saídas desejadas de uma parcela do conjunto de treinamento.	44
Tabela 4 – Acertos do Resultado Online.	48
Tabela 5 – Acertos do Resultado em Laboratório.	48
Tabela 6 – Modelo encontrado.	50
Tabela 7 – Respostas da Pesquisa Online parte 1.	69
Tabela 8 – Respostas da Pesquisa Online parte 2.	70
Tabela 9 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 1.	73
Tabela 10 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 2.	74
Tabela 11 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 3.	75
Tabela 12 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 4.	76

SUMÁRIO

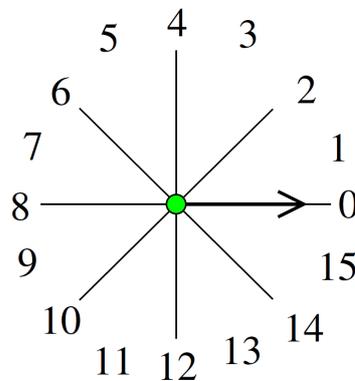
1	INTRODUÇÃO	11
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	14
3	REVISÃO TEÓRICA	18
3.1	Raciocínio Espacial Qualitativo (REQ)	18
3.2	<i>Oriented Point Relation Algebra (OPRA)</i>	23
3.2.1	Raciocínio automático por meio do $OPRA_m$	25
3.3	Análise Discriminante Linear (LDA)	26
3.3.1	Abordagem Bayesiana	27
3.3.2	Abordagem de Fisher	28
3.4	<i>Leave-One-Out</i>	29
3.4.1	<i>Leave-One-Out</i>	30
3.5	Cognição Espacial	31
4	ELABORAÇÃO DO MODELO QUALITATIVO DE RELAÇÕES DE LOCALIZAÇÃO	33
4.1	Método para obtenção do Modelo	33
4.2	Pesquisa para Caracterização de Expressões Espaciais	35
4.2.1	Resolução CNS 466/12	35
4.2.2	Pesquisa Online	36
4.2.3	Pesquisa em Laboratório	40
4.3	Generalização utilizando o LDA	41
4.3.1	Tratamento dos dados	42
4.3.2	Aplicação do LDA	44
4.3.3	Extração do modelo	45
4.4	Avaliando pelo Método <i>Leave-One-Out</i>	46
4.5	Resultados	46
4.5.1	Resultado Online	47
4.5.2	Resultado em Laboratório	48
4.5.3	Modelo Encontrado	49
5	Discussão	51
6	CONCLUSÃO	57
	APÊNDICE A – Questionário da Pesquisa Online	59
	APÊNDICE B – Questionário da Pesquisa em Laboratório	64
	APÊNDICE C – Respostas da Pesquisa Online	67
	APÊNDICE D – Respostas da Pesquisa em Laboratório	71

1 INTRODUÇÃO

Com o desenvolvimento de sistemas capazes de desempenhar tarefas para o ser humano, surgiu a necessidade da comunicação humano-robô e, com ela, pesquisas visando encontrar uma maneira de tornar esta comunicação mais simples e natural ao ser humano. Diversas empresas de tecnologia têm investido nessa área, podemos ressaltar algumas como Facebook, Google e Microsoft, que estão apostando fortemente em assistentes de voz inteligentes capazes de compreender de forma natural as necessidades dos seres humanos. Paralelamente a isso, muitos pesquisadores têm investido na área de Representação e Raciocínio Qualitativo, que torna a interpretação de um dado domínio mais natural, uma vez que não se trabalha com valores quantitativos, mas com categorias qualitativas, facilitando a derivação de novas informações a partir das anteriores. Intuitivamente, pode-se dizer que o raciocínio qualitativo se aproxima mais da forma de pensar do ser humano do que o raciocínio quantitativo. A área de Raciocínio Espacial Qualitativo (REQ) estuda métodos que modelam adequadamente relações espaciais, facilitando a inferência e a representação de aspectos topográficos e de relações entre entidades espaciais.

Oriented Point Relation Algebra (OPRA) (MORATZ, 2006) é um modelo de Raciocínio Espacial Qualitativo no qual as entidades fundamentais são pontos orientados, a modelagem do domínio é bidimensional e a orientação é relativa. Estas entidades dividem o plano ao seu redor em quadrantes, que são enumerados e estão dispostos em função da sua orientação, como se pode ver na figura 1. Neste modelo, as relações entre os elementos no espaço são baseadas apenas da direção relativa entre eles: em que quadrante de uma determinada entidade uma segunda entidade se encontra (conforme seção 3.2). O modelo desenvolvido no presente trabalho é uma adaptação do *OPRA*, em que os quadrantes são ajustados para que este seja transformado em um modelo mais natural à maneira que o ser humano interpreta o espaço ao seu redor.

Figura 1 – Ponto Orientado.



Fonte: Moratz; Dylla; Frommberger, 2005.

Perico et al. (2016) propôs um acréscimo ao modelo *OPRA* utilizando expressões espaciais para renomear os quadrantes, juntando alguns deles, em certas situações. Em outras

palavras, Perico et al. (2016) definiu algumas expressões espaciais através de quadrantes do modelo *OPRA*. O modelo desenvolvido no presente trabalho utiliza como base a proposta feita por Perico et al. (2016), vinculando categorias qualitativas espaciais do *OPRA* à expressões espaciais.

Na área de aprendizagem de máquina existe um método bastante conhecido chamado Análise Discriminante Linear (LDA) (MCLACHLAN, 1992), que utiliza técnicas estatísticas para encontrar a combinação linear das características dos elementos que os separam em classes. Esse método foi utilizado para definir categorias qualitativas do modelo de REQ desenvolvido neste trabalho. O processo de aprendizagem foi realizado a partir de dados obtidos por meio de questionários aplicados em voluntários.

No trabalho descrito nesta dissertação desenvolveu-se um modelo espacial qualitativo semelhante ao *OPRA*, mas adaptado à maneira com que o ser humano interpreta o espaço ao seu redor, em que as categorias qualitativas são expressões espaciais. Em outras palavras, o modelo desenvolvido substituiu as nomenclaturas dos quadrantes do *OPRA* por expressões espaciais e, além disso, alterou os próprios quadrantes de forma que cada um representasse de forma mais fiel a definição da expressão que lhe dá nome. Este modelo, ou seja, a definição dos quadrantes, foram obtidos por meio do LDA a partir de dados obtidos em duas pesquisas com voluntários humanos, falantes de língua Portuguesa do Brasil. Essas pesquisas foram elaboradas com o objetivo de determinar como as pessoas declaram algumas expressões espaciais. Os voluntários que as responderam tiveram que escolher qual expressão espacial melhor se refere a uma dada situação, em uma primeira pesquisa a partir de um questionário online e em uma segunda a partir de um experimento em laboratório.

Os dados obtidos nestas pesquisas foram utilizados como conjunto de treinamento no processo de aprendizagem realizado por meio do LDA. Este processo gerou dois resultados: o Resultado Online e o Resultado em Laboratório, cada um obtido a partir dos dados de uma das pesquisas.

O modelo elaborado cria a possibilidade de um robô, ou um sistema computacional, informar a um ser humano a sua situação espacial, ou a situação espacial dos objetos a sua volta, de forma mais natural, utilizando expressões espaciais com significados próximos aos comumente utilizados pelos falantes de língua portuguesa no dia-a-dia. Simultaneamente, o modelo desenvolvido possui todas as características básicas de um modelo de REQ (descrito na seção 3.1), o que torna possível, num próximo passo, a elaboração de uma formalização matemática para que se possa utilizá-lo em um sistema de raciocínio automático.

Os resultados obtidos foram avaliados em suas capacidades de generalização utilizando uma técnica estatística de validação cruzada chamada Leave-One-Out (KOHAVI, 1995), a partir da qual foi possível afirmar que o método desenvolvido é consistente, uma vez que os dois resultados foram semelhantes e com níveis de acerto de 58,5% e 73,6% para a pesquisa online e para a pesquisa em laboratório, respectivamente. Foi possível constatar, também, que existe

uma grande variabilidade no entendimento de algumas expressões pois, por diversas vezes, as respostas dos voluntários foram distintas para uma mesma situação.

As próximas seções estão organizadas da seguinte maneira: a seção 2 faz uma revisão bibliográfica de trabalhos desenvolvidos na área. A seção 3 faz uma explanação mais profunda das áreas da ciência que foram utilizadas para o desenvolvimento deste projeto. A seção 4 faz uma abordagem completa do desenvolvimento do trabalho, bem como os resultados obtidos. A seção 6 conclui esta dissertação com algumas constatações sobre o projeto e com a apresentação de possibilidades para desenvolvimento futuro.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Na área de Raciocínio Espacial e Linguagem Natural existem diversos trabalhos que propõem modelos tanto para a aprendizagem de relações espaciais quanto para interpretação de linguagem natural. Alguns deles serão descritos a seguir.

Dobnik et al. (2005) descreve um sistema de aprendizagem para um robô móvel assimilar expressões espaciais em linguagem natural tal como “mova para frente de vagar” ou “você está à frente de uma escritaninha”. O aprendizado é feito a partir de dados obtidos pelo robô, como sua posição (e dos outros objetos do ambiente), sua direção, sua velocidade (linear e angular), entre outros; e de descrições humanas feitas em linguagem natural, como “a cadeira está atrás de você”. Estes dados são obtidos da seguinte maneira: o usuário controla o robô e o coloca em situações específicas enquanto outra pessoa descreve a situação em linguagem natural. O aprendizado foi realizado utilizando o Weka (WITTEN; FRANK, 2000), um conjunto algoritmos de aprendizagem de máquina implementados utilizando uma única estrutura de dados, possibilitando a experimentação de diversos métodos de aprendizagem de maneira simples. Assim como Dobnik et al. (2005), o modelo que nós desenvolvemos foi obtido a partir de um método de aprendizado de máquina. A maior diferença entre eles está no fato de que este último é baseado em um modelo de representação espacial qualitativa, o que pode viabilizar, numa próxima etapa do projeto, a utilização deste para fazer raciocínio. É possível destacar, também, que o sistema de Dobnik et al. (2005) possui mais variáveis, como posição, direção, velocidade linear e angular, entre outras.

Tellex et al. (2011) desenvolveu um novo modelo para interpretação de comandos em linguagem natural com o objetivo de controlar um sistema autônomo móvel em um ambiente semiestruturado. O modelo, chamado Generalized Grounding Graphs (G^3), generaliza técnicas de predições estruturadas, desenvolvidas anteriormente, possibilitando que as estruturas possam ser variáveis, permitindo o aprendizado e a inferência de informações em diversos domínios. O sistema proposto executa comandos em linguagem natural como “Coloque a caixa no caminho”. O modelo foi treinado utilizando um grande conjunto de dados, onde cada exemplo é um par de: comando em linguagem natural e ação executada pelo robô. A grande diferença entre o trabalho de Tellex et al. (2011) e o de Dobnik et al. (2005) está no fato de que o modelo G^3 possibilita a análise de sentenças mais complexas, que possuem estruturas linguísticas compostas e com hierarquias, como, por exemplo, “Coloque a caixa no palete ao lado do caminho”. O trabalho de Dobnik et al. (2005) somente aceita frases utilizando palavras e estruturas específicas. Esta também é a grande diferença em relação ao modelo descrito no presente trabalho, que não faz análise de sentenças, mas define algumas expressões espaciais no plano de forma automática.

Golland, Liang e Klein (2010) desenvolveram um modelo de comunicação em linguagem natural baseado em teoria dos jogos em que há dois jogadores: o locutor e o ouvinte. O objetivo é gerar sentenças que referenciam objetos espacialmente (expressões espaciais) di-

minuindo a ambiguidade das frases e otimizando o entendimento do ouvinte, maximizando a probabilidade deste acertar sobre qual objeto a sentença se refere. Golland, Liang e Klein (2010) apresentam, também, um modelo de “jogadores” (locutor e ouvinte) treinados a partir de exemplos de sentenças elaboradas por humanos, com o objetivo de diminuir ainda mais as ambiguidades na interpretação das frases. Para sentenças muito complexas, a interpretação foi feita utilizando árvores de análise (FLEISCHMAN; ROY, 2007). Apesar de também envolver linguagem natural, o modelo apresentado no presente trabalho utiliza expressões simples e não sentenças complexas. A grande diferença está no fato de que Golland, Liang e Klein (2010) não desenvolveram nenhum tipo de correlação entre expressões espaciais e sua interpretação no espaço.

Guadarrama et al. (2013) desenvolveram um sistema de interação humano-robô capaz de executar ações e responder questões referentes à objetos e suas relações espaciais em linguagem natural. Foram propostos modelos para reconhecimento de objetos e interpretação de relações espaciais entre eles utilizando aprendizagem supervisionada, diferente de diversos outros trabalhos, onde estas relações são pré-programadas. Para que o sistema todo funcione, foi implementado, também, um módulo de análise semântica composicional, permitindo ao robô entender e executar comandos complexos, como, por exemplo, “Mova o copo próximo ao robô para a área em frente ao prato e atrás da caixa de chá”. Em contraste aos trabalhos de Dobnik et al. (2005) e Tellex et al. (2011), o reconhecimento de imagem proposto por Guadarrama et al. (2013) permite que não seja necessário ligar os objetos a seus nomes no código do sistema manualmente, eles são aprendidos no treinamento e reconhecidos pelo módulo de visão computacional. Assim como no sistema de Guadarrama et al. (2013), o modelo desenvolvido no presente projeto foi obtido através de aprendizado supervisionada, onde o objetivo foi aprender a representação real de determinadas expressões espaciais.

Nakano et al. (2010) desenvolveram uma arquitetura para um robô que consegue aprender novas palavras e seus significados durante um diálogo. Este sistema permite que o robô seja utilizado em diversos domínios, se adaptando a eles automaticamente. Para diminuir a ambiguidade no diálogo, o sistema desenvolvido é capaz de formular perguntas e aprender a partir das respostas.

Uma proposta mais abrangente foi feita por Iwahashi et al. (2010), que desenvolveu um método de aprendizagem de máquina chamado LCore que permite com que um robô aprenda a se comunicar através da interação verbal e comportamental com o mundo real. LCore utiliza informações da fala, visuais e táteis de forma integrada possibilitando ao robô aprender palavras novas, conceitos de objetos, gramática, movimentos, entre outras coisas. Apesar deste projeto permitir que o robô aprenda em diversos domínios, ele só permite referências diretas, ao contrário dos trabalhos de Tellex et al. (2011), Golland, Liang e Klein (2010) e outros.

Kordjamshidi et al. (2013) desenvolveram um sistema para traduzir sentenças sobre relações espaciais em linguagem natural para relações em representação espacial qualitativa. Este sistema é dividido em duas etapas: a primeira identifica e extrai automaticamente das expres-

sões as partes que contém informações especificamente espaciais; a segunda etapa mapeia estas partes em termos de alguma representação espacial qualitativa. A primeira etapa, basicamente, utiliza um modelo de *Conditional Random Field* (CRF) para rotular algumas palavras da sentença com os marcadores *TRAJECTOR*, *LANDMARK*, *SPATIAL INDICATOR* e *NONE*. Estes marcadores serão utilizados na próxima etapa para identificar a relação espacial qualitativa e quais são os elementos envolvidos. A segunda etapa mapeia, através de um método de aprendizagem de máquina, as palavras rotuladas da primeira etapa para um tipo de representação espacial qualitativa. Nos experimentos realizados em (KORDJAMSHIDI et al., 2013), a representação utilizada foi o *Region Connection Calculus* (RCC) (Anthony G COHN et al., 1997). Foram aplicados diversos métodos de aprendizado de máquina para modelar este mapeamento, porém o melhor resultado foi obtido quando utilizado o *Support Vector Machines* (SVM) (CORTES; V. VAPNIK, 1995).

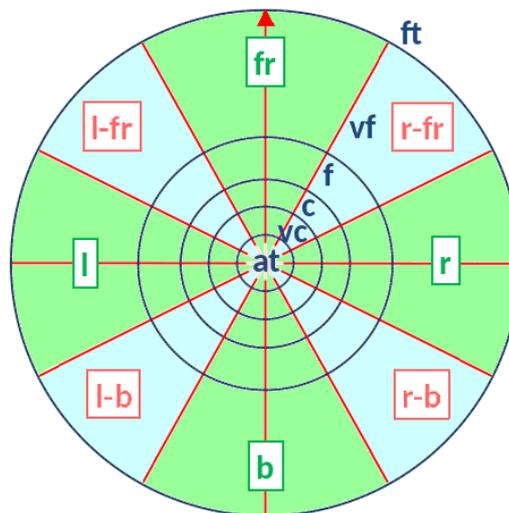
O sistema apresentado por Kordjamshidi et al. (2013) mostra que, caso se tenha um conjunto adequado de dados para o treinamento dos métodos de aprendizagem de máquina, o sistema apresentado é capaz de aprender relações espaciais qualitativas com uma performance aceitável. Diferente de diversos trabalhos já apresentados, o de Kordjamshidi et al. (2013) não elabora um sistema extremamente complexo e não experimenta em robôs reais. Mas, em contraste aos trabalhos de Dobnik et al. (2005) e Guadarrama et al. (2013), Kordjamshidi et al. (2013) apresenta um sistema que vincula as sentenças à linguagem natural em relações baseadas em Raciocínio Espacial Qualitativo (REQ), que torna o sistema mais versátil para funcionar em diversos domínios e com diversos modelos qualitativos. O modelo de Kordjamshidi et al. (2013) possui grande semelhança com o descrito nesta dissertação pois os dois envolvem modelos de relações espaciais qualitativas. A principal diferença é que Kordjamshidi et al. (2013) traduziram sentenças para um modelo conhecido, o *Region Connection Calculus*, em contrapartida o modelo descrito neste trabalho faz uma adaptação do *OPRA*, tornando-o mais natural à maneira que o ser humano pensa, definindo as expressões espaciais nas próprias categorias do modelo espacial qualitativo.

Dylla, Kreutzmann e Wolter (2014) propuseram um modelo capaz de representar padrões de navegação para robôs baseados em representações qualitativas no espaço. O modelo integra a Lógica Temporal Linear (LTL) à Representações Espaciais Qualitativas substituindo símbolos proposicionais por relações qualitativas. Este modelo foi chamado de *Linear Temporal Logic with Qualitative Spatial Primitives* (QLTL). Para avaliar o comportamento no mundo real, ele foi implementado numa plataforma robótica utilizando o método qualitativo *OPRA* (DYLLA; KREUTZMANN; WOLTER, 2014). Ao contrário dos demais modelos, este não trabalha com linguagem natural, mas faz a união de conceitos de navegação e até de convenções sociais a métodos de representação qualitativa como o *OPRA*, possibilitando uma melhor integração humano-robô. Assim como esse modelo, o proposto por nós também se baseia no *OPRA*, não o utilizando na íntegra, mas o modificando para o tornar mais natural.

O trabalho descrito por Perico et al. (2016) propôs, entre outras coisas, uma nomenclatura das categorias qualitativas do *OPRA* por preposições espaciais, como “frente”, “direita”, etc. Em outras palavras, Perico et al. (2016) definiu algumas expressões espaciais através de quadrantes do modelo *OPRA*, como pode ser visto na figura 2. Isso permite com que exista uma relação simples entre essas categorias e sua representação espacial, facilitando a comunicação humano-robô. O trabalho descrito nesta dissertação propõe um aprimoramento da abordagem descrita em (PERICO et al., 2016), em que as categorias representadas por expressões espaciais são aprendidas a partir de pesquisas com humanos.

A seção a seguir faz uma explanação mais profunda das áreas da ciência que foram utilizadas para o desenvolvimento deste projeto.

Figura 2 – Nomenclatura das categorias do *OPRA* proposto por Perico et al. (2016).



Fonte: Perico et al., 2016.

3 REVISÃO TEÓRICA

Esta seção aborda as principais questões teóricas para que se possa compreender o que será realizado no presente projeto.

3.1 RACIOCÍNIO ESPACIAL QUALITATIVO (REQ)

Raciocínio Qualitativo é a área da ciência que busca desenvolver modelos qualitativos para reescrever o mundo e seus fenômenos físicos, desde os mais simples até os mais complexos, permitindo que um sistema computacional faça previsões, diagnósticos e explicações sobre o sistema modelado. A essência do raciocínio qualitativo é encontrar formas de representar propriedades contínuas do mundo físico por meio de sistemas simbólicos discretos. A principal dificuldade é encontrar formas eficientes de representação destas propriedades de maneira que as distinções entre as categorias modeladas sejam relevantes em termos de conhecimento (Anthony G. COHN; HAZARIKA, 2001).

O Raciocínio Espacial Qualitativo (REQ) (LIGOZAT, 2013) nasce no interesse de estudo dos conceitos espaciais a partir de um ponto de vista cognitivo utilizando o conceito de Raciocínio Qualitativo. De forma simplificada, o objetivo do REQ é criar modelos que permitam um sistema computacional representar e raciocinar sobre entidades espaciais de forma quantitativa. Em outras palavras, o objetivo do REQ é definir entidades espaciais sobre um dado aspecto e categorizar as relações entre elas, possibilitando o raciocínio automático.

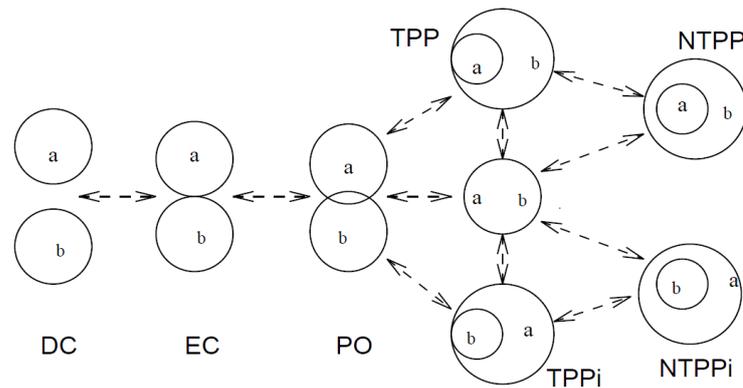
As técnicas de raciocínio qualitativo, de forma geral, se baseiam na cognição humana, e no REQ não é diferente. Os modelos buscam interpretar as entidades espaciais de maneira semelhante à forma com que o ser humano o faz. O mesmo acontece na definição das relações entre as entidades, em que cada possível relação representa muito bem uma dada informação qualitativa sobre estas entidades.

As aplicações para os modelos de REQ são diversas e incluem navegação robótica, semântica espacial proposicional para linguagem natural, visão de alto nível e raciocínio sobre sistemas físicos. Existem diversas outras áreas de aplicação mais específicas como, por exemplo, reconhecimento de estrutura de documentos (Anthony G. COHN; HAZARIKA, 2001). Apesar de a navegação robótica necessitar de informações numéricas específicas para que um robô possa se mover, o planejamento de alto nível das ações a serem executadas é uma etapa igualmente importante na navegação. O REQ tem se mostrado eficiente ao facilitar tarefas de alto nível na navegação e mapeamento de robôs, como é possível ver em Dylla, Kreutzmann e Wolter (2014).

As representações espaciais qualitativas podem expressar diversos aspectos do espaço como topologia, formato, distância, orientação e tamanho. A topologia, por exemplo, considerada um dos aspectos mais fundamentais do espaço, é representada em diversos modelos de REQ, sendo um dos mais importantes o RCC (Anthony G COHN et al., 1997). Neste modelo,

as entidades espaciais fundamentais são regiões e a noção principal se refere a maneira com que duas regiões x e y estão conectadas, definida por $C(x,y)$. No RCC-8, oito relações estão definidas e podem ser visualizadas na figura 3.

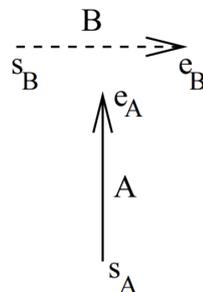
Figura 3 – Relações entre regiões no RCC-8.



Fonte: Anthony G. Cohn; Hazarika, 2001.

Outro aspecto importante que pode ser modelado é a orientação entre objetos, em que a grandeza modelada é, principalmente, a direção angular relativa entre a orientação de uma entidade em relação a posição angular de uma segunda entidade. Um dos modelos mais importantes sobre orientação relativa é o *OPRA*, que será explicado na seção 3.2. Outro modelo importante nesta área é o *Dipole calculi* (MORATZ; RENZ; WOLTER, 2000), que é considerado o precursor do *OPRA*. Neste modelo, as entidades são dipolos orientados (figura 4) e as relações fundamentais entre elas podem ser visualizadas na figura 5.

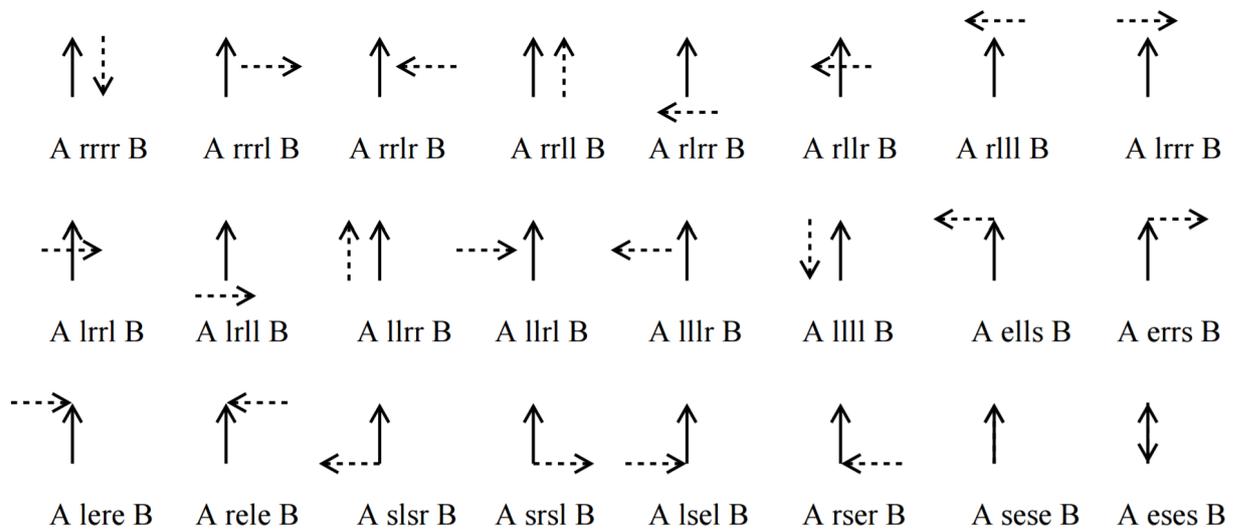
Figura 4 – Dipolos do modelo *Dipole calculi*.



Fonte: Moratz; Renz; Wolter, 2000.

Outros modelos que trabalham com a orientação relativas são: *The Cardinal Direction Calculus* (LIGOZAT, 1998), em que se modela os pontos cardinais em através da divisão do plano em nove regiões, como se pode ver na figura 6; e *Cardinal Directions between Regions*

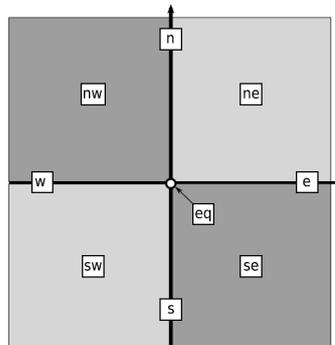
Figura 5 – Relações fundamentais do modelo *Dipole calculi*.



Fonte: Moratz; Renz; Wolter, 2000.

(GOYAL; EGENHOFER, 1997), em que posição relativa entre regiões no espaço são modeladas, como se pode ver na figura 7.

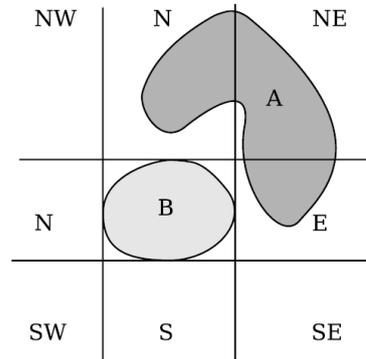
Figura 6 – Modelo *The Cardinal Direction Calculus*.



Fonte: LIGOZAT, 1998.

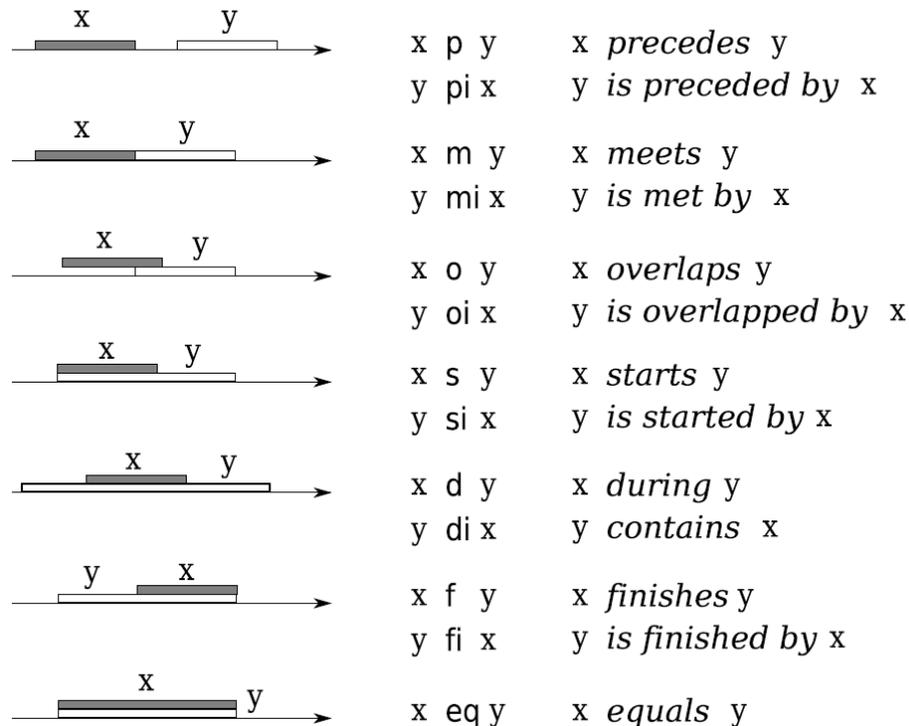
Allen (1983) elaborou um modelo que pode ser chamado de *Allen's algebra*. Este foi de extrema importância para o desenvolvimento do REQ e do Raciocínio Temporal Qualitativo, isso porque, além de ser um dos primeiros modelos nestas áreas, ele pode ser entendido como um modelo temporal ou espacial. Quando compreendido como espacial, as entidades fundamentais são regiões unidimensionais, e quando entendido como temporal, as entidades são intervalos de tempo. As relações fundamentais entre as entidades neste modelo estão descritas na figura 8.

Figura 7 – Modelo *Cardinal Directions between Regions*.



Fonte: Goyal; Egenhofer, 1997.

Figura 8 – Relações entre as entidades no *Allen's algebra*.



Fonte: Ligozat, 2013.

Uma das premissas fundamentais do REQ é a de que situações espaciais são representadas por meio da especificação da relação entre as entidades que compõem a situação. Em grande parte dos modelos, as relações se dão entre somente duas entidades, ou seja, as relações são binárias, e as entidades fazem parte do mesmo domínio. Neste caso, as relações estão na forma $R = \{(a,b) | a,b \in D\}$, em que a e b são entidades no domínio D .

Anthony G. Cohn e Hazarika (2001) entendem que, para que um sistema seja considerado inteligente, ele precisa ter a capacidade de raciocinar a partir do seu conhecimento. Existem diversas tarefas que um sistema inteligente precisa ser capaz de executar e as mais

importantes são: extrair conhecimentos novos a partir de informações prévias, verificar a consistência de determinada informação, atualizar o conhecimento corrente e encontrar a representação mínima.

As informações sobre um determinado conjunto de entidades em um dado modelo de REQ são representadas em forma de restrições. Esta representação possibilita o desenvolvimento de algoritmos mais eficientes do que os que utilizam dedução em lógica de predicados. Um conjunto de relações binárias básicas precisa ter a propriedade de ser conjuntamente exaustivo com relações disjuntas par a par (*Jointly Exhaustive and Pairwise Disjoint*, JEPD, em inglês), ou seja, todas as relações possíveis estão contidas na união das relações básicas e existe somente uma relação básica que satisfaz a relação entre dois elementos espaciais (RENZ; NEBEL, 2007).

Uma das principais operações que pode ser executada com as relações espaciais é a composição. Ela é definida da seguinte maneira:

$$R \circ S = \{(x,y) | \exists z : (x,z) \in R \text{ e } (z,y) \in S\}, \quad (1)$$

em que R e S são duas relações espaciais e x , y e z são os elementos espaciais. A composição é importante pois é uma das operações fundamentais para o raciocínio neste contexto, pois gera conhecimento a partir de informações prévias. Se R_1 representa a relação binária entre as entidades espaciais A e B e R_2 entre as entidades B e C , a composição entre R_1 e R_2 ($R_1 \circ R_2$) encontra as possíveis relações fundamentais entre A e C . Em um processo computacional automático, fazer a composição em tempo de execução é bastante custoso, dependendo da complexidade do modelo. Por causa disso, as composições entre as relações básicas são, normalmente, calculadas previamente e armazenadas numa tabela, chamada Tabela de Composição (RENZ; NEBEL, 2007). Nela são armazenados os resultados de todas as possíveis composições entre as relações básicas. Na figura 9 é possível visualizar a tabela de composição do RCC-8, em que para cada possível relação fundamental $R1$, entre as entidades a e b ; e $R2$, entre as entidades b e c , é possível encontrar as possíveis relações entre as entidades a e c .

Em casos em que o raciocínio baseado na composição não é o suficiente, existe uma maneira mais geral de implementar o raciocínio baseado em restrições: o *Constraints Satisfaction Problem* (CSP) (Anthony G. COHN; HAZARIKA, 2001). CSP são problemas matemáticos definidos por um conjunto de variáveis cujos valores precisam satisfazer um conjunto de restrições. Solucionar um CSP é encontrar um conjunto de valores para estas variáveis que satisfaçam todas as restrições do problema.

CSP é definido formalmente por uma tripla $\langle X, D, C \rangle$, onde X é o conjunto de variáveis, D é o domínio de valores e C é um conjunto de restrições. Toda restrição $c \in C$ é um par $\langle t, R \rangle$ onde t é um conjunto de variáveis inter-relacionadas e R a relação entre elas. Instanciar as variáveis de t significa definir valores do domínio D para elas. Uma instância satisfaz uma restrição c caso os valores definidos para as variáveis t satisfaçam a relação R . Um CSP está resolvido quando o conjunto de restrições C é satisfeito com valores do domínio D .

Figura 9 – Tabela de Composição do RCC-8.

$R1(a,b) \backslash R2(b,c)$	DC	EC	PO	TPP	NTPP	TPPi	NTPPi	EQ
DC	no.info	DR,PO,PP	DR,PO,PP	DR,PO,PP	DR,PO,PP	DC	DC	DC
EC	DR,PO,PPi	DR,PO TPP,TPi	DR,PO,PP	EC,PO,PP	PO,PP	DR	DC	EC
PO	DR,PO,PPi	DR,PO,PPi	no.info	PO,PP	PO,PP	DR,PO,PPi	DR,PO PPi	PO
TPP	DC	DR	DR,PO,PP	PP	NTPP	DR,PO TPP,TPi	DR,PO PPi	TPP
NTPP	DC	DC	DR,PO,PP	NTPP	NTPP	DR,PO,PP	no.info	NTPP
TPPi	DR,PO,PPi	EC,PO,PPi	PO,PPi	PO,TPP,TPi	PO,PP	PPi	NTPPi	TPPi
NTPPi	DR,PO,PPi	PO,PPi	PO,PPi	PO,PPi	O	NTPPi	NTPPi	NTPPi
EQ	DC	EC	PO	TPP	NTPP	TPPi	NTPPi	EQ

Fonte: Anthony G. Cohn; Hazarika, 2001.

Esta seção foi uma introdução ao Raciocínio Espacial Qualitativo, um conceito que é primordial para o entendimento do presente projeto. A próxima seção trata do modelo de REQ na qual o presente projeto se baseou, o *OPRA*.

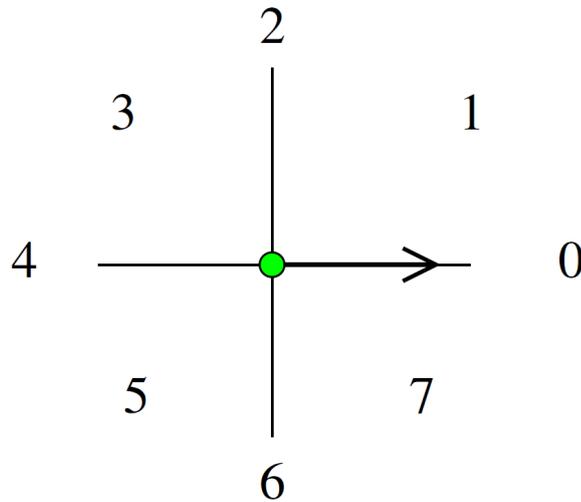
3.2 ORIENTED POINT RELATION ALGEBRA (*OPRA*)

Oriented Point Relation Algebra com granularidade m ($OPRA_m$) é uma formalização de cálculo qualitativo espacial proposta por Moratz (2006) onde as entidades espaciais são pontos orientados de tamanho nulo, o ambiente espacial tem duas dimensões e a orientação é relativa. O objetivo é calcular a posição relativa entre objetos onde a distância não tem importância, apenas a direção é modelada. Os pontos orientados (O-Points) são representados por suas coordenadas Cartesianas x e y e por suas orientações, ϕ , em um plano 2D. Os pontos são definidos, também, por suas granularidades m , onde $m \in \mathbb{N}$. Essa granularidade é utilizada para definir a resolução angular, que é igual a $\frac{2\pi}{2m}$ (MOSSAKOWSKI; MORATZ, 2012). Pode-se entender que m é o número de retas que cruzam no ponto, definindo os quadrantes. Este cálculo está diretamente relacionado ao cálculo desenvolvido anteriormente, baseado em segmentos de retas, dipolos (MORATZ; RENZ; WOLTER, 2000). Na figura 10 está representado um ponto orientado de granularidade 2.

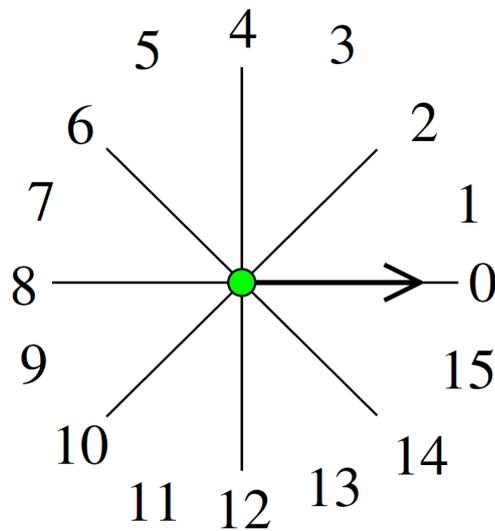
O ponto orientado representado pela figura 10 gera 8 setores (também chamado de quadrantes) a sua volta, cujos nomes são números em ordem crescente no sentido anti-horário começando no 0 na direção da orientação do ponto. Quanto maior a granularidade, menor é a variação angular que representa as categorias qualitativas, ou seja, maior é a precisão da relação em termos angulares. Na figura 11 está representado um ponto orientado com granularidade 4.

Para representar a relação entre dois pontos orientados A e B , Moratz (2006) criou a seguinte formalização: $A_m \angle_i^j B$, onde m é a granularidade, i é a posição de B em relação a A , e j é a posição de A em relação a B .

Figura 10 – Ponto Orientado.



Fonte: Moratz; Dylla; Frommberger, 2005.

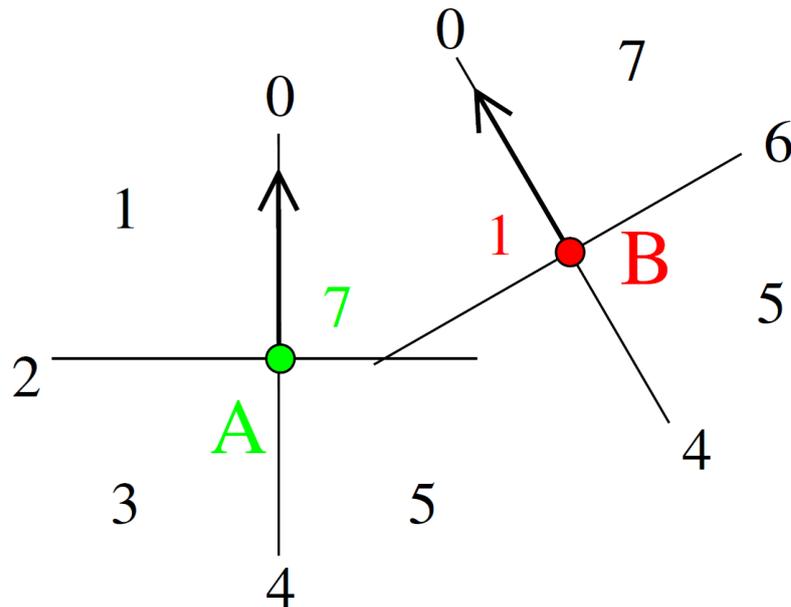
Figura 11 – Ponto Orientado com $m = 4$.

Fonte: Moratz; Dylla; Frommberger, 2005.

Dada a situação da figura 12, é possível descrever a relação entre os pontos A e B como: $A_2 \angle_7^1 B$. Ou seja, B está no setor 7 de A e A está no setor 1 de B .

Um dos grandes problemas em cálculos (formalismos) sobre orientação qualitativa é encontrar a granularidade ideal. Na maioria dos métodos elaborados, essa granularidade é escolhida no começo, não podendo ser alterada posteriormente. No $OPRA_m$ a granularidade é variável, definida pelo parâmetro m , e pode ser alterada dinamicamente (MORATZ; DYLLA; FROMMBERGER, 2005) permitindo com que seja possível encontrar uma resolução onde a precisão é adequada e o processamento computacional é mínimo, possibilitando a geração de uma tabela de composição eficiente (MORATZ, 2006).

Figura 12 – Relação entre pontos orientados.



Fonte: Moratz; Dylla; Frommberger, 2005.

3.2.1 Raciocínio automático por meio do $OPRA_m$

Para inferir novas informações (raciocinar) a partir dos pontos orientados definidos pela formalização $OPRA_m$, são utilizados métodos baseados em restrições, originalmente propostos para raciocínio temporal (ALLEN, 1983) e, posteriormente, utilizados para raciocínio espacial qualitativo (ISLI; Anthony G COHN, 2000; RENZ; NEBEL, 2007). Para que estes métodos pudessem ser utilizados, as relações entre pontos orientados proposta pela $OPRA_m$ precisavam compor uma álgebra relacional e obedecer a todos os requisitos da mesma (LADKIN; MAD-DUX, 1994).

Das diversas operações existentes na álgebra relacional, a mais importante para o raciocínio é a composição, pois permite a inferência de novos conhecimentos. A composição é normalmente calculada somente para as relações atômicas (ou relações básicas) e armazenadas numa tabela de composição. Na formalização $EOPRA_m$, esta tabela é construída com o conjunto de todas as relações entre três pontos orientados como, por exemplo, $A_m \angle_i^j B$, $B_m \angle_k^l C$ e $A_m \angle_s^t C$, onde i, j, k, l, s e t são as posições relativas entre os pontos definidas na $OPRA_m$. Neste exemplo, caso se tenha as relações $A_m \angle_i^j B$ e $B_m \angle_k^l C$, é possível inferir a relação $A_m \angle_s^t C$ apenas consultando a tabela de composição. As composições destas relações podem ser deduzidas diretamente da definição geométrica entre elas. As composições de relações compostas podem ser obtidas através da união das composições das relações atômicas correspondentes (MORATZ, 2006).

As restrições dos pontos orientados são representadas da seguinte maneira: xRy , onde x e y são variáveis dos pontos orientados e R é uma relação $OPRA_m$. Dado um conjunto Θ

de restrições de pontos orientados, um importante problema de raciocínio é saber se o conjunto Θ é consistente, ou seja, se existe pelo menos uma solução que satisfaça todas as restrições. Esta tarefa, também chamada de OPSAT, é um Problema de Satisfação de Restrições, no qual os métodos padrões para resolução deste tipo de problema podem ser utilizados.

Um método parcial para determinar a inconsistência de um conjunto de restrições Θ é o Método da Consistência do Caminho (*Path-Consistency Method*) (MACKWORTH, 1977), que computa o fecho algébrico de Θ . Este método consiste em aplicar a seguinte operação até que um ponto fixo seja alcançado:

$$\forall i, j, k : R_{ij} \leftarrow R_{ij} \cap (R_{ik} \circ R_{ki}), \quad (2)$$

onde i, j e k são pontos orientados e R_{ij} é a relação entre i e j . Ao repetir esta operação diversas vezes, o conjunto de relações básicas que satisfazem a restrição vai se reduzindo, simplificando a restrição, até que uma das seguintes situações ocorre: o conjunto vazio seja obtido ou a repetição da operação não altere mais o conjunto de relações. Na primeira situação, a conclusão é a de que o conjunto de restrições Θ é inconsistente; na segunda situação, o conjunto é dito como algebricamente fechado (LIGOZAT, 2013).

O modelo descrito no presente artigo é bastante semelhante ao *OPRA*: as entidades espaciais são pontos orientados de tamanho nulo, o ambiente espacial tem duas dimensões, a orientação é relativa e o objetivo é calcular a posição relativa entre objetos. A diferença está no fato de que as categorias são expressões espaciais e suas respectivas definições (também podendo ser entendidas como quadrantes) são aprendidas a partir de dados de agentes humanos. Esse aprendizado foi realizado neste trabalho por meio de um método de aprendizagem de máquina chamado Análise Discriminante Linear (LDA), descrito na seção a seguir.

3.3 ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR (LDA)

Análise Discriminante Linear é um método de aprendizagem de máquina que utiliza técnicas estatísticas para encontrar a combinação linear das características dos elementos, *Predictors* ou variáveis de entrada, que os separem em classes (MCLACHLAN, 1992). A combinação resultante pode ser utilizada para classificação ou para redução de dimensão.

Existem, pelo menos, duas abordagens do LDA: a abordagem Bayesiana e a abordagem de Fisher. Esta segunda, que também pode ser chamada de *Fisher Discriminant Analysis* (FDA), pode ser considerada como uma generalização da Bayesiana.

O LDA, de forma geral, pressupõe que os dados possuem uma distribuição normal, ou seja, a função de probabilidade condicional $P(x|y)$ possui uma distribuição Gaussiana, que as características dos elementos são estatisticamente independentes e que as matrizes de covariância das classes são iguais. Entretanto, o LDA frequentemente atinge um bom resultado mesmo quando as pressuposições de matriz de covariância comum entre as classes e de dados com distribuição normal são violadas (T. LI; ZHU; OGIHARA, 2006). Por causa disso, é possível

dizer que o LDA é um método robusto de classificação estatística. É importante dizer que as duas técnicas encontram os mesmos resultados quando as pressuposições são cumpridas.

3.3.1 Abordagem Bayesiana

A primeira abordagem do LDA é baseada no teorema de Bayes e considerada como derivada de um modelo probabilístico simples, por isso é chamada de abordagem Bayesiana.

Sendo X a representação genérica do conjunto de variáveis de entrada e G a representação genérica do conjunto de variáveis de saída (conjunto de classes), pode-se dizer que, para encontrar a classificação ótima de um dado elemento de características X , é necessário saber o valor da probabilidade condicional $P(G|X)$.

Considere $f_k(x)$ a probabilidade a posteriori de X na classe $G = k$, sendo k uma classe específica e x um conjunto de características de um dado elemento, e π_k a probabilidade a priori da classe k , com $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$. Aplicando o teorema de Bayes tem-se que:

$$P(G = k|X = x) = \frac{P(X = x|G = k)P(G = k)}{P(X = x)} = \frac{f_k(x)\pi_k}{P(X = x)}. \quad (3)$$

Pela lei da probabilidade total, tem-se que:

$$P(G = k|X = x) = \frac{f_k(x)\pi_k}{\sum_{l=1}^K f_l(x)\pi_l}, \quad (4)$$

sendo K a quantidade de classes possíveis.

Considere, também, que as classes possuem uma distribuição Gaussiana multi-variável,

$$f_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_k|^{1/2}} e^{1/2(x-\mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(x-\mu_k)}. \quad (5)$$

O LDA vem de um caso especial em que é assumido que as matrizes de covariância das classes são iguais: $\Sigma_k = \Sigma$, *paratodok*. Assim, utilizando o lema de Neyman-Pearson (NEYMAN; PEARSON, 1992), pode-se concluir que a fronteira de decisão entre duas classes quaisquer k e l , em que $P(G = k|X = x) = P(G = l|X = x)$, é linear em x ; e define um hiperplano em p dimensões (FRIEDMAN; HASTIE; TIBSHIRANI, 2001). Para encontrar este resultado, basta aplicar a Razão Probabilística (*Likelihood-Ratio*) nas classes l e k :

$$\begin{aligned} \log \frac{P(G = k|X = x)}{P(G = l|X = x)} &= \log \frac{f_k(x)}{f_l(x)} + \log \frac{\pi_k}{\pi_l} \\ &= \log \frac{\pi_k}{\pi_l} - 1/2(\mu_k - \mu_l)^T \Sigma^{-1}(\mu_k - \mu_l) + x^T \Sigma^{-1}(\mu_k - \mu_l). \end{aligned} \quad (6)$$

A partir da equação 6, é possível obter uma função discriminante linear que vai medir a chance de um dado elemento com características x pertencer à classe k :

$$\delta_k(x) = x^T \Sigma^{-1} \mu_k - 1/2 \mu_k^T \Sigma^{-1} \mu_k + \log \pi_k. \quad (7)$$

A regra de decisão é definida, então, da seguinte maneira: $G(x) = \operatorname{argmax}_k \delta_k(x)$.

Na prática, os parâmetros da distribuição Gaussiana não são conhecidos, mas são obtidos por estimativa através de um conjunto de dados de treinamento:

$$\bar{\pi}_k = \frac{N_k}{N}; \quad (8)$$

$$\bar{\mu}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i; \quad (9)$$

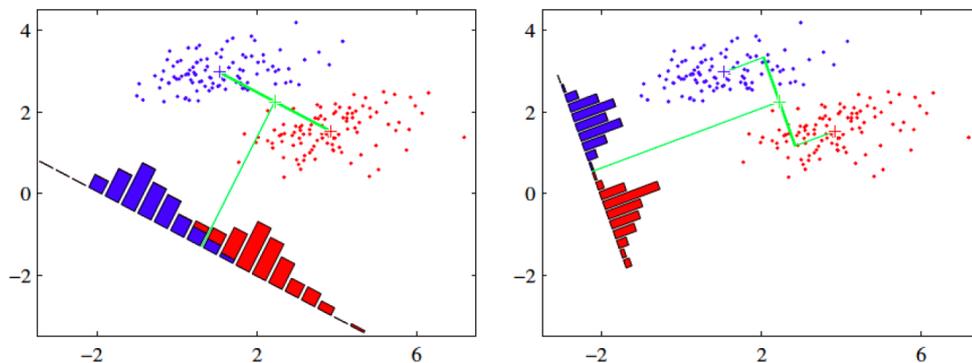
$$\bar{\Sigma} = \frac{1}{N - K} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{\mu}_k)(x_i - \bar{\mu}_k)^T; \quad (10)$$

em que N é o número de amostras do conjunto de treinamento e N_k é o número de amostras para a classe k .

3.3.2 Abordagem de Fisher

A abordagem de Fisher para o LDA consiste em determinar um eixo no hiper-espaço das variáveis de entrada de forma que, ao projetá-las neste eixo, a separação entre os elementos de classes diferentes é maximizada, enquanto a separação de elementos de mesma classe é minimizada. A figura 13 mostra um exemplo de como essa separação pode ser realizada com duas classes. Nesta figura um conjunto de elementos, que estão separados em duas classes (vermelha e azul), está disposto num plano, e duas possibilidades de eixo são propostas. No gráfico da esquerda a projeção dos pontos sobre o eixo gerou uma sobreposição entre as classes, mostrando que este não maximizou a separação entre elas. No gráfico da direita uma projeção sobre o novo eixo maximizou a separação entre as classes. A abordagem de Fisher consiste em encontrar o eixo que maximiza essa separação.

Figura 13 – Abordagem de Fisher para a separação de classes.



Fonte: C. Li; Wang, 2014.

Considere uma matriz de observações (ou conjunto de entrada) X com N amostras, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, divididos em K classes G , em que cada vetor x_i representa o conjunto de características de um elemento i . Esse conjunto pode ser chamado de conjunto de treinamento.

O objetivo desta abordagem é conseguir prever que um outro elemento qualquer pertence à uma classe g somente através do seu vetor de características x . Isso é feito encontrando a projeção definida pela função linear $\Theta^T X$ que maximiza as distâncias entre as médias das classes e minimizar a variação nas classes, em que Θ é a matriz de projeção.

Sabe-se que a matriz de dispersão na classe definida no *espaço* – X , o espaço onde está representada a matriz X , é:

$$S_W = \sum_{k=1}^K S_k, \text{ sendo } S_k = \sum_{i=1}^{N_k} (x_i - u_k)(x_i - u_k)^T \text{ e } u_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} x_k, \quad (11)$$

e que matriz de dispersão entre classes definida no *espaço* – X é:

$$S_B = \sum_{i=1}^N N_i (u_i - u)(u_i - u)^T, \text{ sendo } u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K N_i u_i. \quad (12)$$

As projeções \hat{S}_W e \hat{S}_B dessas matrizes podem ser dadas pelas seguintes equações:

$$\begin{aligned} \hat{S}_W &= \Theta^T S_W \Theta \\ \hat{S}_B &= \Theta^T S_B \Theta \end{aligned} \quad (13)$$

A equação 14 define a relação entre as matrizes de dispersão, cujo resultado é um número escalar (C. LI; WANG, 2014).

$$J(\Theta) = \frac{|\hat{S}_B|}{|\hat{S}_W|} = \frac{|\Theta^T S_B \Theta|}{|\Theta^T S_W \Theta|} \quad (14)$$

O objetivo é encontrar a matriz de projeção Θ^* que maximiza essa relação. É possível demonstrar que a matriz de projeção ótima será aquela cujas colunas são os autovetores correspondentes aos maiores autovalores do seguinte problema do valor próprio:

$$(S_B - \lambda_i S_W) \Theta_i^* = 0 \quad (15)$$

O LDA foi utilizado no presente trabalho para encontrar o modelo pretendido a partir de dados de agentes humanos. Este método foi escolhido pois é um método matematicamente robusto, simples e produz modelos cuja a acurácia é tão boa quanto a produzida por métodos mais complexos.

O modelo aprendido precisou ser avaliado em sua capacidade de generalização e a técnica utilizada foi a chamada *Leave-One-Out*, que será descrita na seção a seguir.

3.4 LEAVE-ONE-OUT

A Validação Cruzada é uma técnica de validação de modelo para determinar a capacidade de generalização deste. A grande diferença da Validação Cruzada em relação a outros

métodos de avaliação é a capacidade de definir conjuntos de dados para testes durante a etapa de treinamento.

O método de Validação Cruzada separa o conjunto de dados supervisionados em dois subconjuntos, um utilizado para treinamento e outro utilizado para validação. Esse processo pode ser aplicado diversas vezes utilizando diferentes separações do conjunto de dados para diminuir a variabilidade. A técnica de Validação Cruzada é utilizada em detrimento de técnicas convencionais quando o conjunto de dados supervisionados disponíveis não é o suficientemente grande para que se possa fazer uma separação em dois conjuntos, um para treinamento e um para avaliação, sem que se perca capacidade de modelamento ou de avaliação.

Existem diferentes formas de aplicação da Validação Cruzada, que podem ser separadas em dois conjuntos: as exaustivas, quando todas as possíveis divisões do conjunto de dados supervisionados em conjunto de treinamento e de avaliação são realizadas; e as não exaustivas, quando o conjunto de dados não é dividido de todas as formas possíveis. Neste segundo caso, na maioria das vezes, o conjunto de dados é dividido de forma aleatória.

O método utilizado no presente trabalho é o *Leave-One-Out*, um método exaustivos que será explicado a seguir.

3.4.1 *Leave-One-Out*

O *Leave-One-Out* (KOHAVI, 1995) consiste em utilizar repetidamente todo o conjunto de dados supervisionados como conjunto de treinamento exceto uma amostra, utilizada para avaliação do modelo aprendido. A cada iteração uma nova amostra é extraída do conjunto de treinamento, até que todas as amostras tenham sido utilizadas para avaliação. Os resultados de cada avaliação são combinados em um único valor, que determina a capacidade de generalização do modelo.

Dado o algoritmo de aprendizagem de máquina A , a solução deste algoritmo ao ser treinado com o conjunto de treinamento $D = \{z_i = (x_i, y_i), i = 1, \dots, m\}$ é definida por f , e a seguinte notação pode ser utilizada: $A(D) = f$. O conjunto de treinamento obtido na remoção da amostra (x_i, y_i) de D é definido como D^i , em que a solução do treinamento é: $A(D^i) = f^i$. Para qualquer ponto (x, y) e função f , $l(f(x), y)$ é considerado o erro da resposta $f(x)$ em comparação com y (l é a função erro). O valor esperado com relação a amostra D é definido por E_D . O erro de generalização do modelo f com relação ao erro l é:

$$R_{gen}(f) = E[l(f, y)], \quad (16)$$

em que E_z é o valor esperado com relação a z .

Dados as definições acima, o erro de um modelo f calculado através do *Leave-One-Out* é definido da seguinte maneira (ELISSEEFF; PONTIL et al., 2003):

$$R_{loo}(f) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m l(f^i, y_i). \quad (17)$$

O *Leave-One-Out* tem se mostrado eficiente em sua capacidade de selecionar modelos em função de suas capacidades de generalização. Esse bom resultado foi mostrado em diversos trabalhos (ELISSEEFF; PONTIL et al., 2003). Um dos principais resultados que motivam a utilização deste método é o seguinte:

$$E[R_{loo}(f)] = E'[R_{gen}(f')], \quad (18)$$

em que E' é o valor esperado quando o modelo é aprendido com uma amostra a menos (f') no conjunto de treinamento. Este resultado motiva o uso do *Leave-One-Out* pois admite-se que retirar uma amostra do conjunto de treinamento não altera muito o modelo aprendido: $f \approx f'$ (ELISSEEFF; PONTIL et al., 2003).

Apesar de este método de Validação Cruzada ser considerado um bom método de avaliação, alguns casos em que ele pode falhar tem sido apontados por alguns trabalhos (ELISSEEFF; PONTIL et al., 2003). Alguns destes casos são: quando o número de amostras for baixo, ou quando a retirada de uma amostra afeta significativamente o aprendizado do modelo; quando o algoritmo de aprendizagem é instável; quanto o tempo de processamento é crítico, pois ele é custoso computacionalmente.

A utilização do *Leave-One-Out* no presente trabalho foi eficaz, não se enquadrando em nenhum dos casos citados acima. A justificativa para essa informação está descrita na seção 4.4.

3.5 COGNIÇÃO ESPACIAL

Cognição Espacial é a área da ciência que estuda a aquisição, utilização e revisão do conhecimento sobre ambientes espaciais (DENIS; LOOMIS, 2007). Pode-se entender por Cognição Espacial, também, a capacidade de um indivíduo de perceber relações espaciais entre os objetos, bem como de lidar com as noções de profundidade, solidez e distância (T. A. MATTEI; J. A. MATTEI, 2005). A Cognição Espacial está intimamente relacionada à Linguística, pois a interpretação de expressões espaciais podem influenciar na interpretação espacial.

Para a cognição humana, existem diferentes tipos de espaço, que diferem entre si nos papéis que desempenham no processo de cognição. Os mais importantes e relevantes são: o espaço do corpo, o espaço ao redor do corpo e o espaço para navegação (TVERSKY, 2005). O espaço ao redor do corpo se refere à região próxima ao corpo no qual é possível agir, se refere à região na qual é possível enxergar as coisas. É exatamente esse espaço que o presente trabalho procurou modelar.

Foram desenvolvidos diversas teorias para a percepção do espaço ao redor do corpo, e o *Spatial Framework Theory* é uma das mais importantes (TVERSKY, 2005). De acordo com ela, as pessoas interpretam a localização dos objetos ao redor construindo mentalmente uma segmentação do espaço a partir dos eixos do próprio corpo: cabeça/pé, frente/trás e esquerda/direita, e anexando os objetos à estas separações.

Ao analisar a simetria em relação aos eixos, é possível dizer que existe assimetria em relação à todos os eixos. A principal fonte de assimetria do eixo horizontal (cabeça/pé) está na gravidade, no eixo frente/trás a assimetria está no fato de que é mais fácil agir e perceber o espaço na frente do que atrás. O Eixo esquerda/direita é o menos assimétrico dos três (TVERSKY, 2005), e sua fonte de assimetria está alguns detalhes da percepção humana, alguns deles são: olho dominante, que gera uma percepção tendenciosa para um dos lados; e a lateralidade dominante, que também influencia na percepção espacial.

Longo e Haggard (2010) propuseram uma técnica para mapear e analisar a representação mental que as pessoas possuem sobre o tamanho e o formato da própria mão. Foi mostrado que o modelo mental do próprio corpo é bastante distorcido. Foi realizada uma comparação entre a representação mental da mão direita e da mão esquerda. Percebeu-se que as duas são representadas de maneira bastante similar, com poucas diferenças. Este resultado é um indício de que a interpretação espacial dos lados direito e esquerdo são bastante similares.

4 ELABORAÇÃO DO MODELO QUALITATIVO DE RELAÇÕES DE LOCALIZAÇÃO

O objetivo deste trabalho é apresentar um modelo qualitativo de relações de localização que possua todas as características para ser considerado um modelo de Representação Espacial Qualitativa, possibilitando sua utilização em um sistema de raciocínio automático. Simultaneamente, este modelo deve representar mais fielmente a maneira como o ser humano interpreta o espaço ao seu redor, comparado aos modelos de REQ existentes. Grande parte destes modelos, como os que foram citados na seção 3.1, são desenvolvidos para segmentar o espaço de forma igualitária, facilitando a representação e o raciocínio através deles, diferente do objetivo deste trabalho, que procurou desenvolver um modelo que segmenta o espaço de forma semelhante à maneira com que o ser humano o faz.

4.1 MÉTODO PARA OBTENÇÃO DO MODELO

A linguagem natural é a forma com a qual os seres humanos se comunicam diariamente e os conceitos e definições nesta linguagem são um consenso para a maioria das pessoas de uma determinada região. Quando se trata de definições espaciais, podemos destacar algumas expressões como "Frente", "Direita", "Esquerda", entre outras, que definem uma região espacial, dada uma referência. Normalmente, entende-se que estas regiões, definidas por expressões espaciais, são similares no entendimento da maioria das pessoas. Por causa disso, este trabalho utiliza expressões espaciais como forma de segmentar o espaço de maneira natural ao ser humano. Utilizar expressões em linguagem natural facilita, também, a comunicação humano-robô, um componente fundamental neste trabalho.

Além de ser natural ao ser humano, o modelo elaborado precisa possuir as características fundamentais de um modelo de REQ: seu conjunto de relações precisa ter a propriedade de ser um conjuntamente exaustivo com relações disjuntas par a par, assim como mencionado na seção 3.1.

O trabalho descrito em (PERICO et al., 2016) define as categorias do modelo *OPRA* em termos de preposições espaciais utilizadas em língua portuguesa, criando assim um vínculo com a linguagem natural. Em outras palavras, ele trocou o nome das categorias qualitativas, que eram enumeradas, por preposições espaciais como "Frente", "Direita", "Esquerda", etc. O vínculo criado, porém, pode não representar a realidade da interpretação comum das preposições utilizadas, uma vez que a segmentação do espaço manteve-se fixa e foi definida manualmente à priori. Para resolver essa questão, o presente trabalho desenvolveu um modelo semelhante ao *OPRA* onde as categorias são expressões espaciais e são aprendidas a partir de dados de agentes humanos, permitindo que o vínculo entre as categorias qualitativas e as expressões seja mais real. Em outras palavras, o modelo desenvolvido é uma adaptação ainda maior do modelo *OPRA*, comparado ao trabalho de Perico et al. (2016). Além de as nomenclaturas das catego-

rias qualitativas serem substituídas, as próprias categorias foram alteradas, de forma que cada categoria represente mais fielmente a definição da expressão espacial que lhe dá nome. Estas novas definições são aprendidas a partir de dados humanos.

As expressões espaciais escolhidas para definir as categorias qualitativas do modelo desenvolvido foram: "Esquerda", "Frente - Esquerda", "Frente", "Frente - Direita", "Direita", "Atrás - Direita", "Atrás" e "Atrás - Esquerda". Estas expressões compõem toda a região espacial em volta de uma determinada referência (uma pessoa) e não existe sobreposição entre as regiões. Pode-se dizer, então, que as expressões espaciais escolhidas tornam as relações entre dois elementos JEPD, assim como as categorias qualitativas do *OPRA*, não descaracterizando o modelo.

Vale ressaltar que interpretar o espaço ao redor de uma pessoa por meio do modelo *OPRA* implica em desconsiderar uma das três dimensões espaciais: a altura, considerando somente a largura e a profundidade. Ao analisar as expressões utilizadas neste projeto, entendeu-se que estas, apesar de serem utilizadas no domínio espacial, podem ter suas definições aproximadas para duas dimensões: a largura e a profundidade. Através dessa aproximação, um objeto é considerado com estando na "Frente" de outro caso ele esteja numa determinada região do plano horizontal em relação ao outro. A distância vertical (altura) entre os objetos é indiferente. Isso significa que as expressões utilização são definidas somente no plano horizontal, assim como o modelo *OPRA*. Por causa disso, é possível fazer a relação direta entre categorias *OPRA* e as expressões espaciais utilizadas. A *Cognição Espacial* (seção 3.5) diz que todas as dimensões, e diversas outras variáveis, interferem na interpretação humana do espaço, mesmo que pouco. Mas para facilitar o modelamento, foi realizada essa redução de dimensionalidade, entendendo que as perdas não são grandes o suficiente para invalidar o resultado.

O conjunto de dados que foi utilizado para o aprendizado das definições das categorias qualitativas (vinculadas às expressões espaciais) foi obtido por meio de duas pesquisas com voluntários, que serão detalhadas na próxima seção (4.2).

O aprendizado automático destas categorias foi realizado utilizando um método de aprendizagem de máquina chamado LDA, explicado com detalhes na seção 3.3.

A definição do modelo partiu da premissa que os seres humanos são simétricos na percepção espacial e que eles declaram da mesma maneira as expressões análogas à esquerda e à direita, ou seja, a faixa de ângulos que representa a expressão "Direita" é a mesma que representa a expressão "Esquerda" simetricamente, e assim para todas as outras expressões. No caso das expressões "Frente" e "Atrás", a faixa angular que as representa no lado direito é a mesma que representa no esquerdo. Por causa disso, as pesquisas focaram em obter dados prioritariamente sobre o lado direito. Ao final do processo de aprendizagem, o modelo obtido para este lado foi extrapolado para o esquerdo, gerando um modelo completo. Essa premissa não condiz com os estudos realizados em *Cognição Espacial* (seção 3.5), que mostram a interpretação espacial como sendo sempre assimétrica. Mas entende-se que a assimetria em relação ao eixo

esquerda/direita é bastante pequeno, comparado aos demais. Entendeu-se, então, que as perdas ao utilizar a premissa de simetria não seriam grandes o suficiente para invalidar o modelo.

4.2 PESQUISA PARA CARACTERIZAÇÃO DE EXPRESSÕES ESPACIAIS

A obtenção dos dados humanos para o aprendizado automático do modelo foi um ponto bastante delicado pois, se estes dados fossem tendenciosos, o modelo representaria errado a percepção humana das expressões espaciais.

Para diminuir a possibilidade de erro foram realizadas duas pesquisas que diferiram tanto em cenário quanto em interface, mas com o objetivo de obter as mesmas informações. Foram produzidos, então, dois resultados, que foram comparados e avaliados. Dessa forma foi possível determinar de forma mais segura a confiabilidade dos dados e do modelo elaborado.

Na seção a seguir consta uma explanação sobre a adequação das pesquisas realizadas com relação à resolução 466/12 do Conselho Nacional de Saúde (CNS), que define normas para a realização de pesquisas com seres humanos.

4.2.1 Resolução CNS 466/12

As pesquisas realizadas consideraram a resolução CNS 466/12 durante o planejamento experimental, respeitando todas as indicações éticas para a execução dos roteiros que envolvem os sujeitos de teste.

Abaixo estão os principais fundamentos éticos e científicos descritos na resolução e a justificativa de como foram atendidos:

"III.1 a) Respeito ao participante da pesquisa em sua dignidade e autonomia, reconhecendo sua vulnerabilidade, assegurando sua vontade de contribuir e permanecer, ou não, na pesquisa, por intermédio de manifestação expressa, livre e esclarecida."

Todos os participantes foram respeitados no processo da pesquisa, tendo a livre escolha na participação da mesma, a qual foi declarada expressamente antes de realiza-la.

"III.1 b) Ponderação entre riscos e benefícios, tanto conhecidos como potenciais, individuais ou coletivos, comprometendo-se com o máximo de benefícios e o mínimo de danos e riscos."

Nas pesquisas realizadas não existiram nenhum tipo de risco aos participantes, de forma que os benefícios foram máximos e os riscos foram mínimos.

"III.1 c) Garantia de que danos previsíveis serão evitados."

Foi garantido de que todos os danos previsíveis foram evitados.

"III.1 d) Relevância social da pesquisa, o que garante a igual consideração dos interesses envolvidos, não perdendo o sentido de sua destinação sócio-humanitária."

As pesquisas realizadas foram relevantes socialmente pois gerou benefícios científicos e avanços no conhecimento para toda a comunidade.

Nas seções a seguir serão explicados como foram realizadas cada uma das duas pesquisas.

4.2.2 Pesquisa Online

A primeira pesquisa foi realizada por meio de um questionário online (Apêndice A) preparado a partir de uma plataforma chamada *Google Forms* e distribuído para diversas pessoas sem nenhum tipo de restrição ou controle. Foram utilizados diversos meios de distribuição, como redes sociais, e-mails, mensagens mobiles e pessoalmente.

Nesta pesquisa foi apresentada uma situação composta por 3 imagens e suas descrições, como mostrado abaixo:

- a) considere que você esteja na rua olhando para uma calçada, conforme figura 14. A linha azul indica a direção na qual seu corpo está orientado, ou seja, a sua frente;
- b) ao virar a cabeça um pouco para a direita, é possível ter a seguinte visão (da figura 15) da mesma cena. A linha azul continua representando a frente do corpo, a sua direção central (apenas a sua cabeça virou);
- c) ao virar sua cabeça ainda mais para a direita, é possível ter a observação da cena mostrada na figura (16). A linha azul deixou de aparecer pois não é mais possível representar a orientação inicial na imagem, ou seja, a orientação frontal do corpo. Mas você continua parado com o seu corpo na mesma posição.

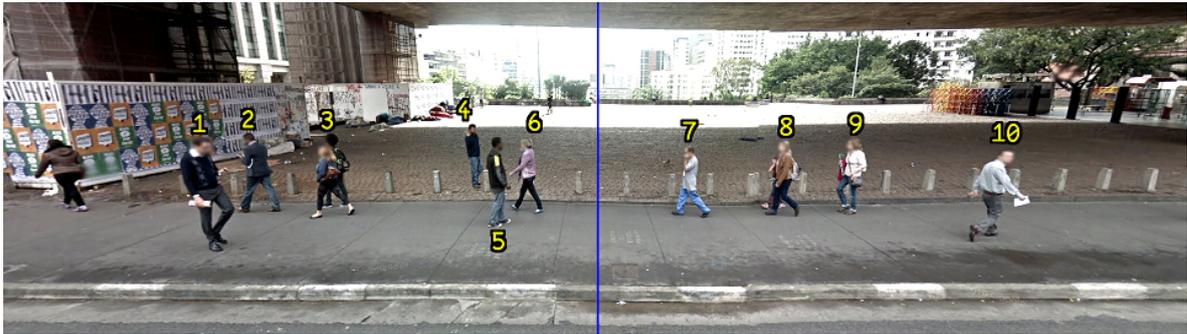
Então é solicitado que o voluntário indique no questionário (Apêndice A) onde estão as pessoas e os objetos enumerados em relação à direção na qual o próprio corpo está orientado. Lembrando de que o corpo do voluntário continua na mesma posição em todas as vistas e que apenas a cabeça dele virou.

De maneira simples, os voluntários tiveram que informar quais expressões espaciais melhor representavam as posições dos objetos (ou pessoas) enumerados que estavam neste ambiente. As expressões possíveis foram: "Esquerda", "Frente - Esquerda", "Frente", "Frente - Direita", "Direita", "Atrás - Direita" e "Atrás".

A situação proposta foi baseada nas fotografias obtidas em um local movimentado sem qualquer tipo de controle sobre as variáveis envolvidas. A motivação foi justamente não controlar e não delimitar o ambiente de forma a camuflar ou modificar os resultados. O objetivo foi obter a declaração das pessoas sobre as expressões em um ambiente cotidiano.

A posição angular dos objetos (ou pessoas) em relação à orientação do observador (representado pela linha azul) pode ser obtida por meio da definição da tangente no triângulo retângulo: $\tan A = \frac{\text{catetooposto}}{\text{catetoadjacente}}$, em que A é o ângulo desejado. Para encontrar as medidas dos tamanhos dos catetos opostos e do cateto adjacente, foi necessário fazer uma medição real no local em que as fotografias que compõem a situação (figuras 14, 15 e 16) foram tiradas. Os objetos enumerados de 1 a 12 foram considerados localizados na "linha dos postes" (lateral mais distante da calçada); então o valor do cateto adjacente foi definido como o tamanho do

Figura 14 – Primeira imagem mostrada na Pesquisa Online.



Fonte: <http://maps.google.com/help/maps/streetview/>.

Figura 15 – Segunda imagem mostrada na Pesquisa Online.



Fonte: <http://maps.google.com/help/maps/streetview/>.

Figura 16 – Terceira imagem mostrada na Pesquisa Online.

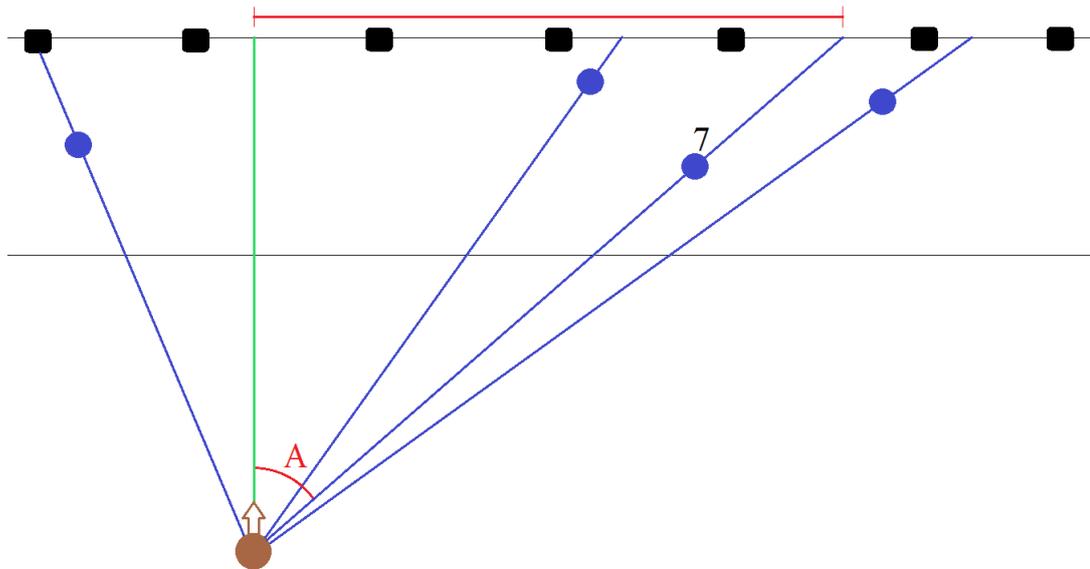


Fonte: <http://maps.google.com/help/maps/streetview/>.

segmento de reta perpendicular à calçada que começa no observador (meio da segunda faixa da avenida) e termina na lateral mais distante da calçada ("linha dos postes"). O valor de cada cateto adjacente foi definido como sendo o tamanho do segmento de reta que começa na interseção entre a "linha dos postes" e o cateto adjacente e termina na posição correspondente de um dado objeto na "linha dos postes". Na figura 17 é possível visualizar a situação através de uma vista superior; sendo o círculo marrom, o observador; a seta, a orientação deste; os retângulos pretos, os postes; as duas linhas pretas paralelas, as bordas da calçada; e os círculos azuis, os

objetos. As linhas azuis mostram como foram encontradas as posições correspondentes dos objetos na "linha dos postes" sem alterar o valor da posição angular dos objetos. O ângulo A entre a orientação do observador e a posição angular do objeto 7, por exemplo, foi calculada utilizando as medidas da linha verde (cateto adjacente) e da linha vermelha (cateto oposto).

Figura 17 – Representação da vista superior da situação proposta na Pesquisa Online.



Fonte: Autor.

Utilizando o método descrito acima, foi possível calcular as posições angulares de todos os objetos enumerados de 1 a 12. O objeto 13 está visivelmente a 90 graus e os objetos 14 e 15 foram estimados através da própria figura 16. As posições angulares de todos os objetos (e pessoas) apresentadas na situação proposta podem ser visualizadas na tabela 1, em que os ângulos dos objetos que estão no lado esquerdo são negativos.

Oitenta e uma pessoas responderam à pesquisa 1, mas somente 70 respostas foram consideradas. As demais (11 respostas) foram desconsideradas por serem inválidas: em todas elas continham elementos que foram rotulados com posição contrária, por exemplo, o objeto estava à direita e foi rotulado pela expressão "Esquerda".

Ao analisar o formato da Pesquisa Online, foi possível constatar que diversas variáveis puderam ter influenciado nos dados obtidos, afetando a confiabilidade de toda a pesquisa. A maioria destas variáveis estão, de alguma forma, relacionadas a interface pela qual os dados estão sendo obtidos. Algumas das possíveis variáveis foram levantadas e estão expressas a seguir:

- a) diversos voluntários tiveram dificuldade na interpretação da situação proposta, muitas pessoas não compreenderam a relação entre a posição dos objetos e a orientação do próprio corpo nas diversas imagens. Muitos não compreenderam, também, que as figuras 15 e 16 representam a mesma situação, e que apenas houve

Tabela 1 – Ângulo dos elementos em relação à frente do observador.

Objeto	Ângulo(graus)
1	-48,4
2	-47,1
3	-36,0
4	-18,7
5	-16,5
6	-10,6
7	14,9
8	27,33
9	33,8
10	46,9
11	60,1
12	64,8
13	90
14	105
15	125

Fonte: Autor.

uma mudança na posição da cabeça. Essas e outras falhas ao interpretar a situação puderam ter influenciado no resultado da pesquisa;

- b) o processo mental de vincular a situação proposta (juntamente com as imagens) com uma situação real passa pela imaginação, que pode não representar fielmente a realidade, gerando respostas não confiáveis. Em outras palavras, o processo de imaginação da situação pode gerar distorções nas respostas. O principal agravante neste processo é a necessidade de "transformar" três imagens (de duas dimensões) em um ambiente tridimensional;
- c) ao conversar com alguns voluntários, foi possível perceber que as respostas de muitos deles puderam estar vinculadas muito mais a uma divisão simétrica mental das imagens pelo número de opções do que à compreensão real das expressões. Por exemplo, se o questionário tivesse quatro opções de classificação e uma única imagem com objetos a serem classificados, muitas pessoas dividiriam a imagem em quatro partes iguais classificariam os objetos em função desta divisão mental, e não em função do significado real das opções;
- d) muitas pessoas responderam ao questionário em um dispositivo móvel, principalmente o celular, no qual a tela tem tamanho bastante reduzido, dificultando a visualização das imagens e aumentando a possibilidade de respostas erradas;
- e) a organização dos objetos na situação proposta, bem como a organização dos demais objetos descritos nas imagens, podem ter tornado as respostas tendenciosas. Por exemplo, um conjunto de objetos agrupados geram a tendência de serem

classificados da mesma maneira, mesmo que, na realidade, metade do grupo seja classificado de maneira distinta.

- f) o diversos distratores presentes na situação apresentada podem ter influenciado na percepção espacial.

Não é possível analisar separadamente cada uma destas variáveis pois seriam necessárias diversas pesquisas que isolassem cada um dos pontos levantados, e este não é o objetivo do presente trabalho. Mas foi necessário verificar a confiabilidade destes dados e garantir que o modelo obtido não seja completamente irreal. Com esse objetivo foi realizada uma segunda pesquisa, na qual tanto a interface quanto a organização dos objetos no ambiente apresentado foram diferentes. A comparação entre os resultados das pesquisas, bem como a verificação da influência das variáveis levantadas nos dados, serão realizadas na seção 5.

4.2.3 Pesquisa em Laboratório

Esta pesquisa foi realizada em laboratório, presencialmente. Ao invés de apresentar aos voluntários uma situação por meio uma interface (imagens e descrição, no caso da Pesquisa Online, seção 4.2.2) foi montado um cenário físico e os voluntário responderam a pesquisa a partir de suas percepções espaciais "reais".

Como pode ser visto nas figuras 18 e 19, pirâmides de papel enumeradas, representando objetos, foram distribuídas ao redor de uma determinada posição, na qual os voluntários tiveram que ficar para responder à pesquisa. Estes objetos foram dispostos de tal maneira a apresentar o mínimo de influência para as pessoas que responderam a pesquisa.

Assim como na pesquisa anterior, os voluntários tinham como objetivo definir qual expressão espacial melhor representava a posição de cada objeto em relação a sua frente (a direção de orientação corporal).

Apesar de presencial, o questionário (Apêndice B) desta pesquisa também foi feito utilizando a plataforma *Google Forms*, pela facilidade tanto de elaboração quanto de extração dos dados. O questionário ficou semelhante ao da Pesquisa Online, sendo a única diferença a quantidade de itens a serem classificados: 22, nesta pesquisa.

Para responder ao questionário, os voluntários primeiro recebiam uma explicação sobre o funcionamento da pesquisa e seus objetivos. Eles então eram posicionados na região central do cenário com a orientação paralela à parede e de frente para a janela, como pode ser visto na figura 19. O objetivo desse questionário era estabelecer (do ponto de vista dos voluntários) a expressão espacial que mais se adequava à posição de cada objeto referenciado. Não foi realizado nenhum tipo de controle com relação aos deslocamentos da cabeça, tronco ou ombros dos voluntários no processo de preenchimento do questionário. O voluntários foram todos alunos e professores dos cursos de engenharia do Centro Universitário da Fei, majoritariamente alunos e professores de cursos da pós graduação.

Figura 18 – Disposição dos objetos da pesquisa 2.



Fonte: Autor.

O questionário possuía 22 itens, um para cada elemento no ambiente, com 7 alternativas de resposta: “Esquerda”, “Frente-Esquerda”, “Frente”, “Frente-Direita”, “Direita”, “Atrás-Direita” e “Atrás”. Cinquenta pessoas responderam à Pesquisa em Laboratório, das quais 1 resposta foi desconsiderada pelo fato de elementos no semi-plano direito terem sido rotulados com “Frente-Esquerda”.

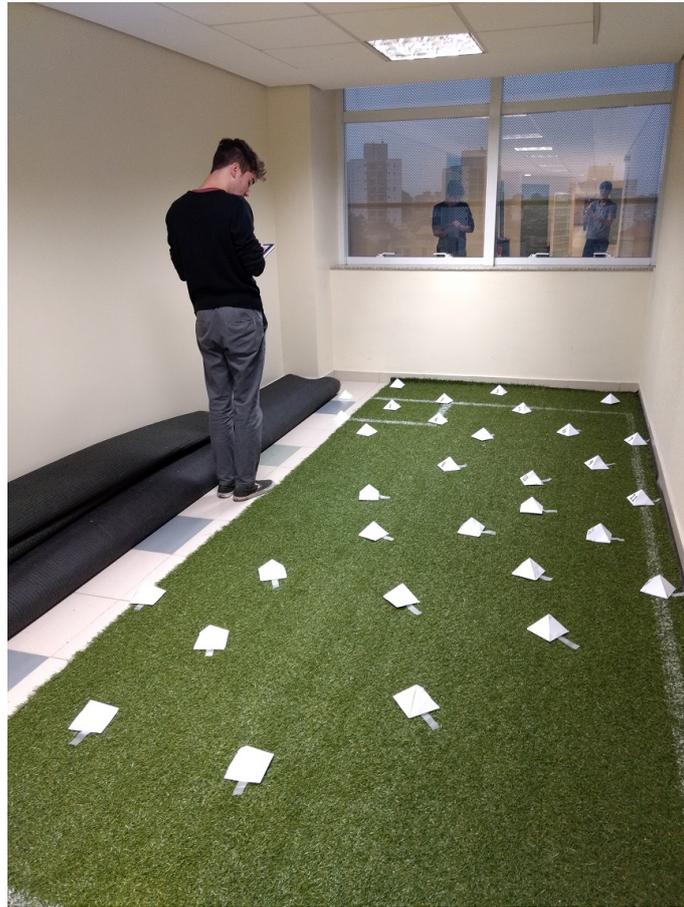
Assim como na Pesquisa Online, cada objeto (pirâmide enumerada) estava a uma distância angular em relação à orientação do observador (do voluntário). Essas distâncias (medidas em graus) foram determinadas no momento em que o cenário foi construído, de forma que os objetos ficassem bem distribuídos, parecendo estar em posições aleatórias, e sem formar grupos, diminuindo a possibilidade de as respostas serem tendenciosas. Estas distâncias angulares podem ser visualizadas na tabela 2.

Os dados obtidos por meio das duas pesquisas foram tratados e utilizados como entrada de um método de aprendizado de máquina chamado LDA, como será explicado mais detalhadamente na seção a seguir.

4.3 GENERALIZAÇÃO UTILIZANDO O LDA

Tendo obtido os dados humanos, foi possível realizar o aprendizado automático do modelo desejado, que foi feito por meio do método de aprendizagem de máquina LDA utilizando a abordagem Bayesiana (seção 3.3). As etapas do processo de aprendizado serão explicadas nesta seção.

Figura 19 – Voluntário respondendo a Pesquisa 2.



Fonte: Autor.

Durante o processo de desenvolvimento do modelo, percebeu-se que a modelagem dos 360 graus seria uma modelagem não linear (talvez circular), pois os ângulos 359 e 1 resultam na mesma expressão espacial: "Frente". Este fato faz com que o aprendizado LDA não funcione. Para resolver este problema, foi modelado somente o lado direito e, ao final do processo, foi feita a extrapolação para o esquerdo. Esta técnica não adultera o resultado pelo fato de o modelo considerar como premissa a simetria na percepção espacial humana.

4.3.1 Tratamento dos dados

A plataforma *Google Forms* disponibiliza, para cada questionário, uma planilha com todas as respostas de todos os voluntários, que está organizado em forma de matriz (Apêndice C e Apêndice D). Nesta matriz as linhas são as respostas de cada pessoa, as colunas os item (objetos e pessoas) que foram classificados e cada posição contém a expressão espacial que cada pessoa escolheu para cada elemento.

Os objetos enumerados de 1 a 6 da Pesquisa Online estavam no lado esquerdo do observador e, por causa disso, tinham ângulos negativos. Todas as respostas vinculadas à estes

Tabela 2 – Ângulo dos elementos da pesquisa 2 em relação à frente do observador.

Objeto	Ângulo (graus)
1	10,6
2	18,7
3	23
4	27,3
5	33,8
6	48
7	55
8	60
9	65
10	70
11	80
12	95
13	100
14	105
15	110
16	115
17	120
18	130
19	140
20	150
21	160
22	170

Fonte: Autor.

objetos iriam ser desprezadas, pelo fato de que o processo de aprendizagem somente foi realizado para o lado direito do observador. Para que estas amostras não fossem perdidas, foi realizada uma alteração nas informações delas: o ângulos foram multiplicados por -1 e as expressões foram espelhadas. Por exemplo: o objeto 6 da Pesquisa Online, que estava a uma distância angular de -10,6 graus em relação a orientação do observador, foi classificado como "Frente - Esquerda". Ao realizar a alteração nesta amostra, a sua distância angular mudou para 10,6 graus e sua classificação para "Frente - Direita". Essa alteração possibilitou a utilização das amostras que estavam no lado esquerdo do observador no processo de aprendizagem, que somente aconteceu para o lado direito.

Esta alteração somente é válida, e não gera corrupção dos dados, pois o modelo é baseado na premissa de que a percepção espacial humana é simétrica. Isso significa que o modelo aprendido para o lado direito vale para o esquerdo, e que as amostras obtidas no lado esquerdo são válidas simetricamente no direito. Vale lembrar que essa premissa não foi verificada na literatura, mas assumida para a simplificação dos experimentos e da aprendizagem.

Como mostrado das tabelas 1 e 2, cada objeto está associado a um ângulo. Sendo assim cada matriz de dados pode ser reorganizada em outra matriz com somente duas colunas: uma

contendo ângulos e outra contendo as expressões espaciais associadas a eles. Esta nova estrutura forma o conjunto de dados de treinamento do LDA, onde os ângulos são as entradas e as expressões são as saídas desejadas. Na tabela 3 é possível visualizar um pequeno trecho de 7 amostras desta nova formatação dos dados.

Tabela 3 – Relação entre as entradas e as saídas desejadas de uma parcela do conjunto de treinamento.

Entradas (ângulos)	Saídas (expressões)
48,4	"Direita"
36	"Frente - Direita"
10	"Frente"
27,33	"Frente - Direita"
90	"Direita"
105	"Atrás - Direita"
125	"Atrás - Direita"

Fonte: Autor.

Cada pesquisa formou, então um conjunto de treinamento diferente, a Pesquisa Online com 1050 amostras (70 pessoas X 15 elementos) e a Pesquisa em Laboratório com 1078 amostras (49 pessoas X 22 elementos).

4.3.2 Aplicação do LDA

O método de aprendizagem de máquina LDA foi aplicado utilizando uma função do Matlab chamada *classify*, que implementa diversos tipos de análise discriminante, incluindo a discriminante linear. A abordagem do LDA utilizada, nesta função, é a Bayesiana. Os conjuntos de treinamento foram aplicados na função separadamente, gerando dois resultados distintos, que serão mostrados na próxima seção.

A função *classify* requer, pelo menos, três conjuntos de dados: a matriz de entrada na qual se deseja classificar (*sample*), a matriz de entrada do conjunto de treinamento (*training*) e o vetor de saída do conjunto de treinamento (*group*). A resposta desta função é um vetor contendo as saídas vinculadas a cada amostra do conjunto *sample*. Neste projeto, a matriz de entrada do conjunto de treinamento foi a primeira coluna do conjunto de treinamento (a coluna de ângulos, representada parcialmente na tabela 3); o vetor de saída do conjunto de treinamento foi a segunda coluna do conjunto de treinamento (a coluna de expressões, representada parcialmente na tabela 3); a matriz de entrada na qual se deseja classificar foi um vetor contendo todos os ângulos inteiros de 1 a 180, representando todo o lado direito de uma pessoa.

4.3.3 Extração do modelo

O resultado do LDA gera um vetor com 180 expressões espaciais, uma para cada um dos 180 ângulos do lado direito. A partir destas informações, a extração do modelo consistiu em definir as faixas de ângulos de cada expressão, por exemplo: a expressão "Frente" ocorreu entre os ângulos 1 e 29. A definição das expressões que se referem ao lado esquerdo foram obtidas por meio da extrapolação das informações referentes ao lado direito, tornando o modelo completo e simétrico.

Resumindo o processo de aprendizagem, o método LDA determinou, a partir dos dados de treinamento de cada pesquisa, qual é a faixa de ângulos que cada expressão espacial representa.

Os resultados obtidos no processo de aprendizagem estão descritos na seção 4.5.

4.4 AVALIANDO PELO MÉTODO *LEAVE-ONE-OUT*

O resultados obtidos no processo de aprendizagem foram avaliados em suas capacidades de generalização utilizando uma técnica estatística de validação cruzada chamada *Leave-One-Out* (seção 3.4).

A técnica foi implementada utilizando o software Matlab, em que o conjunto de entrada $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ são os ângulos dos dados de treinamento; o conjunto de saída $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ são as expressões espaciais dos dados de treinamento; o método de treinamento A é o LDA; o modelo aprendido f é exatamente o modelo que desejado pelo presente trabalho; e a função erro l tem resposta 0 para erro e 1 para acerto, ao comparar o resultado do modelo f para a entrada x_i com a saída y_i . O método *Leave-One-Out* implementado retorna a proporção de acertos do modelo avaliado em função da quantidade de amostras N , bem como a proporção de acertos para cada expressão separadamente em função da quantidade de ocorrências da dada expressão.

Existem algumas situações em que o método *Leave-One-Out* pode falhar, gerando resultados inválidos (seção 3.4.1). Mas a sua utilização no presente trabalho não se enquadrou em nenhum destes casos, como é possível verificar a seguir.

Para os dados da Pesquisa Online e da Pesquisa em Laboratório, as funções aprendidas quando o conjunto de treinamento possui uma amostra a menos $(N-1) f'$ são similares à função aprendida com todo o conjunto de treinamento: $f \approx f'$. Isso significa que a quantidade de dados é suficientemente grande para que se possa retirar uma amostra sem isso gere deficiências no modelo. É possível concluir, também, que o método de aprendizagem é estável, pois gera resultados semelhantes quando o número de amostras é igual a $N-1$. Todas estas informações, juntando com o fato de que o processamento não é escasso, mostram que a avaliação por meio do *Leave-One-Out* é viável e eficaz.

Os resultados obtidos por meio do *Leave-One-Out* serão utilizados como métrica para avaliação da generalização do Resultado Online e do Resultado em Laboratório e estão descritos na seção a seguir.

4.5 RESULTADOS

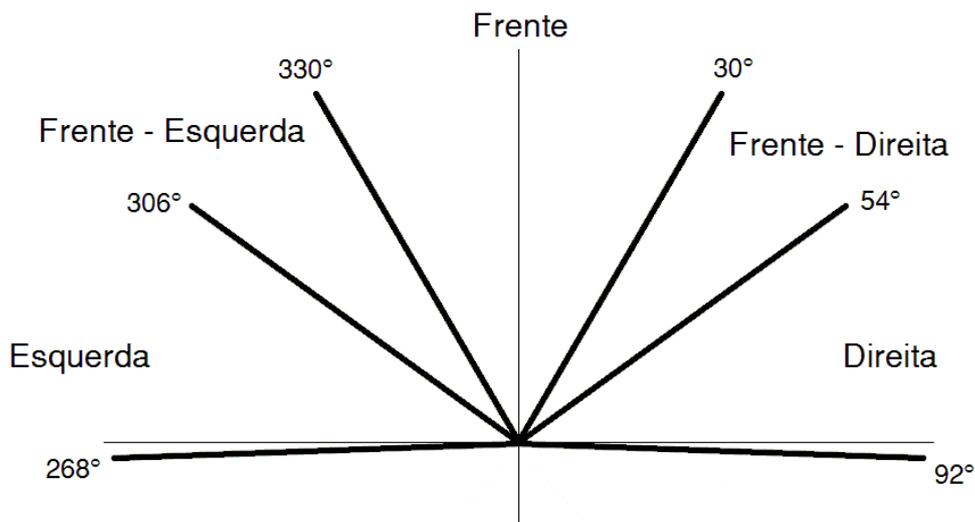
Foram realizados dois processos de aprendizagem automática (explicado na seção 4.3): um utilizando os dados obtidos a partir a Pesquisa Online e outro utilizando os dados obtidos a partir da Pesquisa em Laboratório. Estes processos geraram dois resultados: o Resultado Online e o Resultado em Laboratório.

4.5.1 Resultado Online

As definições das expressões obtidas no Resultados Online foram agrupadas graficamente na figura 20 para facilitar a visualização do resultado. Esta imagem ilustra como as expressões espaciais utilizadas estão segmentando o espaço ao redor de um ponto orientado, sendo a métrica a relação angular entre a orientação deste ponto e um outro ponto qualquer. Para melhor entender as informações que estão contidas nesta imagem, considere dois elementos pontuais e orientados A e B . É possível dizer que o ponto B se encontra à "Frente - Direita" do ponto A se aquele estiver entre 30 e 54 graus da orientação deste.

Pode-se observar que as áreas relacionadas às expressões "Direita", "Esquerda" e "Frente" são similares entre si, e maiores que as relacionadas às expressões "Frente-Esquerda" ou "Frente - Direita".

Figura 20 – Resultado Online.



Fonte: Autor.

Através da técnica *Leave-One-Out* (seção 4.4) foi possível calcular a porcentagem de acertos de cada expressão em função do número total de amostras da respectiva expressão. Essas porcentagens, bem como a quantidade de amostras, estão representadas na tabela 4. Esta tabela aponta uma taxa de acerto superior a 80% para a expressão "Frente" e em torno de 50% para "Frente-Direita" e "Direita".

Tabela 4 – Acertos do Resultado Online.

Expressão	Num. Amostras	% Acerto
"Frente"	206	84,4%
"Frente-Direita"	490	52,04%
"Direita"	242	49,59%
Total	938	58,53%

Fonte: Autor.

4.5.2 Resultado em Laboratório

As definições das expressões obtidas por meio da Pesquisa em Laboratório foram agrupadas graficamente na figura 21 para facilitar a visualização do resultado. Esta imagem ilustra como as expressões espaciais utilizadas estão segmentando o espaço ao redor de um ponto orientado, sendo a métrica a relação angular entre a orientação deste ponto e um outro ponto qualquer. Para melhor entender as informações que estão contidas nesta imagem, considere dois elementos pontuais e orientados *A* e *B*. É possível dizer que o ponto *B* se encontra à "Atrás - Direita" do ponto *A* se aquele estiver entre 101 e 137 graus da orientação deste.

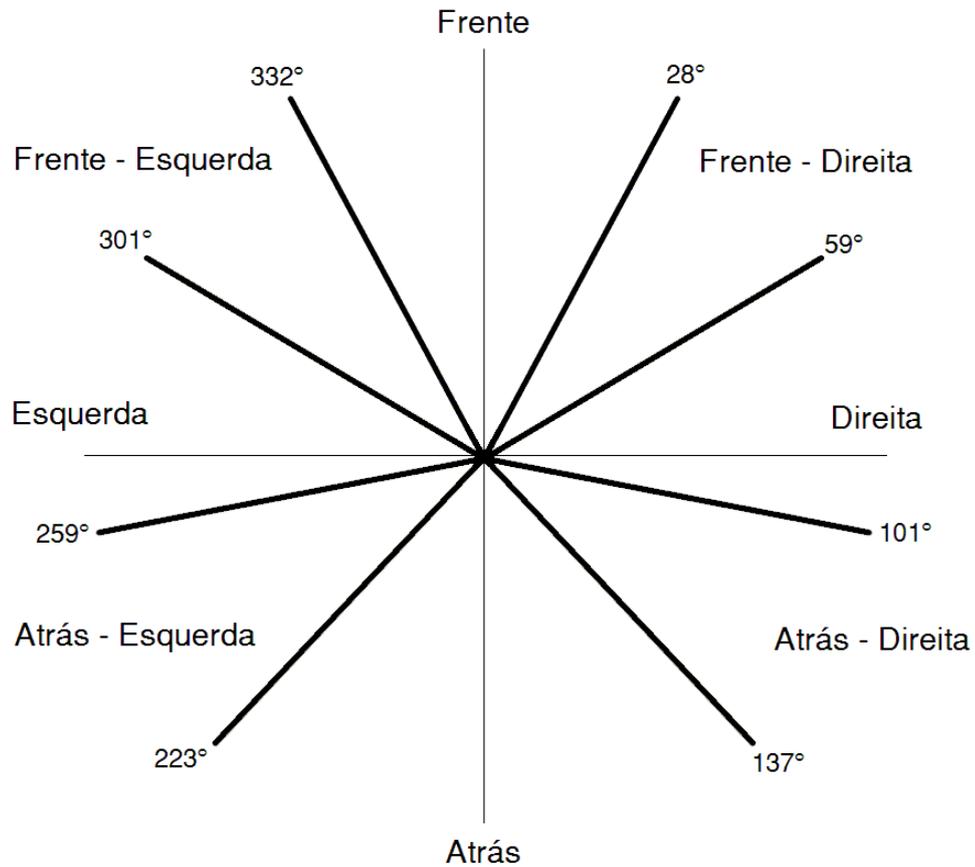
O Resultado em Laboratório foi também avaliado com a técnica *Leave-One-Out*. Os resultados estão representados na tabela 5, em que é mostrado a quantidade de ocorrências de cada expressão e as respectivas porcentagens de acertos. É mostrado, também, a quantidade total de amostras e a porcentagem de acerto total calculada por meio do *Leave-One-Out*. Observa-se uma taxa de acerto superior a 70% para todas as expressões, menos para "Frente-Direita", que recebeu 47% das respostas corretas.

Tabela 5 – Acertos do Resultado em Laboratório.

Expressão	Num. Amostras	% Acerto
"Frente"	112	92,86%
"Frente-Direita"	231	47,19%
"Direita"	318	77,36%
"Atrás-Direita"	252	73,81%
"Atrás"	165	89,70%
Total	1078	73,56%

Fonte: Autor.

Figura 21 – Resultado em Laboratório.



Fonte: Autor.

4.5.3 Modelo Encontrado

A partir do Resultado 2, foi possível extrair o modelo de representação espacial pretendido. A tabela 6 contém as definições das categorias espaciais a partir das faixas angulares, em que ϕ representa um ângulo qualquer em relação a orientação da referência.

Por meio da tabela 6 é possível determinar a categoria qualitativa de qualquer posição em relação à orientação de uma entidade espacial no plano.

Tabela 6 – Modelo encontrado.

Categoria Qualitativa	Faixa Angular
"Frente"	$332^\circ \geq \phi \geq 28^\circ$
"Frente - Direita"	$28^\circ > \phi \geq 59^\circ$
"Direita"	$59^\circ > \phi \geq 101^\circ$
"Atrás - Direita"	$101^\circ > \phi \geq 137^\circ$
"Atrás"	$137^\circ > \phi > 223^\circ$
"Atrás - Esquerda"	$223^\circ \geq \phi > 259^\circ$
"Esquerda"	$259^\circ \geq \phi > 301^\circ$
"Frente - Esquerda"	$301^\circ \geq \phi > 332^\circ$

Fonte: Autor.

5 DISCUSSÃO

O objetivo inicial do trabalho descrito nesta dissertação foi extrair, através de um método de aprendizagem de máquina, um modelo que representasse relações espaciais entre duas entidades através de expressões da Língua Portuguesa. O domínio que se desejou modelar é o domínio no qual se encontra expressões como "Frente", "Direita", "Esquerda", etc. Por se tratar de expressões qualitativas, considerou-se que o melhor tipo de modelamento seria o baseado em Raciocínio Espacial Qualitativo. Poderia se pensar em modelos onde as categorias não são bem definidas, ou que não necessitem ser conjuntamente exaustivas e disjuntas par a par, mas essa é uma questão que será discutida ao longo desta seção.

O trabalho de partida foi o desenvolvido por Perico et al. (2016), em que é proposta uma substituição das categorias do modelo *OPRA* por expressões intuitivamente correspondentes. As questões que foram levantadas ao analisar o trabalho de Perico et al. (2016) são: as categorias do modelo *OPRA* representam bem as expressões que as deram nome? As categorias que foram nomeadas como "Frente", por exemplo, representam bem essa expressão espacial? Em outras palavras, a definição que uma dada categoria do *OPRA* deu à uma dada expressão é similar à definição que as pessoas falantes da Língua Portuguesa dão à essa mesma expressão?

Uma pergunta mais abrangente pode ser feita: é possível representar expressões como "Frente" e "Direita" através do domínio em que o modelo *OPRA* está inserido? Lembrando que o domínio em questão é o bidimensional; em que as distâncias entre as entidades espaciais (que são pontos orientados de tamanho nulo) é indiferente, bem como as alturas delas; e as relações espaciais são definidas somente por meio da orientação relativa.

A primeira hipótese tomada como premissa do presente trabalho foi a de que as expressões utilizadas são definidas somente em duas dimensões e que é possível defini-las através de faixas de ângulos em relação à orientação da entidade espacial referência. As outras hipóteses são: a distância entre as entidades influenciam na definição das expressões utilizadas; as alturas das entidades influenciam na definição das expressões; os formatos e os tamanhos das entidades podem influenciar também. Estudos sobre a Cognição Espacial Humana (seção 3.5) levam a crer que todas estas variáveis interferem na interpretação do espaço, mesmo que pouco. Mas para facilitar o modelamento, foi realizada essa redução de dimensionalidade, entendendo que as perdas não são grandes o suficiente para invalidar o resultado.

Conhecendo o domínio em que as expressões estão inseridas, uma questão pode ser levantada: existe outro formalismo que represente o domínio pretendido melhor que o *OPRA*? Ao buscar na literatura, os formalismos que mais se assemelham ao domínio pretendido são: *Dipole calculi* (MORATZ; RENZ; WOLTER, 2000), *The Cardinal Direction Calculus* (LIGOZAT, 1998) e *Cardinal Directions between Regions* (GOYAL; EGENHOFER, 1997). *Dipole calculi* é um modelo bastante pobre, comparado com o desejado, pois somente modela um dipolo, e não a área ao redor de um ponto. *Cardinal Directions between Regions* é um modelo no qual as entidades são regiões e não pontos orientados, o que inviabiliza a sua utilização. *The*

Cardinal Direction Calculus é o modelo que mais se assemelha ao desejado, pois modela direções cardinais, mas ele não permite variação: não seria possível adequar suas categorias para as definições das expressões espaciais. Chega-se à conclusão que o *OPRA* é o único modelo na literatura cujo domínio coincide plenamente com o pretendido no presente trabalho.

Apesar de estar definido que o domínio do modelo *OPRA* é capaz de representar bem as expressões, é necessário saber se o modelo *OPRA* descrito em (PERICO et al., 2016) está definindo corretamente as expressões espaciais, ou seja, se as definições propostas coincidem com as definições utilizadas por falantes da Língua Portuguesa. Para isso, foi proposta a realização de duas pesquisas com voluntários humanos para obtenção de dados de treinamento. Estes dados seriam utilizados para aprender as definições das expressões, que seriam as próprias categorias qualitativas do *OPRA*. Em outras palavras, o modelo *OPRA* teria suas categorias modificadas em função das definições das expressões espaciais, aprendidas por meio dos dados de treinamento.

Extraír um modelo *OPRA* modificado implica em alguns fatos, que podem ser vantajosos ou desvantajosos. O primeiro fato é que as categorias e as relações entre as entidades serão conjuntamente exaustivas, disjuntas par a par e bem definidas, ou seja, não é possível existir sobreposição das definições das expressões. É provável que a compreensão das pessoas sobre as expressões espaciais seja nebulosa, não permitindo definições exatas, mas transições gradativas entre as definições delas. A possibilidade dessa hipótese ser verdadeira implica na consequência de o modelo proposto não representar fielmente as definições das expressões. Um ponto positivo é que, ao utilizar um modelo de REQ, como o *OPRA*, é possível, com a devida formalização, raciocinar automaticamente, inferindo informações. É importante ressaltar também que, a modificação do *OPRA* torna necessária a reconstrução de todas as formalizações matemáticas que permitem o raciocínio automático.

Para aprender o modelo a partir dos dados obtidos nas pesquisas foi utilizado o método LDA, por este ser simples e eficaz, atingindo um bom resultado mesmo que as pressuposições do método não sejam atendidas (T. LI; ZHU; OGIHARA, 2006). Outro modelo cogitado para realizar esse aprendizado foi o Redes Neurais Artificiais (RNA) (ROSENBLATT, 1958), que foi rejeitado pela dificuldade de aprender com uma baixa quantidade de dados e entradas com poucas dimensões. Outro motivo foi a dificuldade de implementação e de encontrar os parâmetros ideais. Um método que poderia ser utilizado é o *Support Vector Machine* (V. N. VAPNIK; KOTZ, 1982), que otimiza a borda de separação entre as amostras mais próximas de classes diferentes. Este método não foi escolhido pois é mais complexo que o LDA e não apresenta nenhuma vantagem sobre ele, uma vez que classificações não-lineares não são necessárias.

O desenvolvimento das pesquisas, consequentemente do modelo, foram baseados na premissa de que o ser humano é simétrico em relação ao eixo da orientação na interpretação do espaço ao seu redor e da definição das expressões espaciais. Em outras palavras, considerou-se que expressões espaciais simétricas como "Direita" e "Esquerda" têm definições igualmente simétricas. A partir desta premissa, foi possível obter dados somente do lado direito e, após

o modelo ter sido obtido, expandir esse modelo simetricamente para o lado esquerdo. Essa premissa não condiz com os estudos realizados em Cognição Espacial (seção 3.5), que mostram a interpretação espacial como sendo sempre assimétrica. Mas entende-se que a assimetria em relação ao eixo esquerda/direita é bastante pequena, comparada às demais. Entendeu-se, então, que as perdas ao utilizar a premissa de simetria não seriam grandes o suficiente para invalidar o modelo.

Foram escolhidas oito expressões espaciais para serem utilizadas como categorias do modelo. Uma questão importante é: essas são as melhores expressões para representar as categorias desejadas? A maior dificuldade está das expressões compostas: "Frente - Direita", "Atrás - Direita", "Atrás - Esquerda" e "Frente - Esquerda". Seria melhor "Frente à Esquerda" ou "Frente um pouco à Esquerda"? Será que a escolha da expressão "Frente - Esquerda" influenciou no resultado? Procurou-se utilizar as expressões mais neutras possíveis, mas em contrapartida, expressões como "Frente - Direita" não são utilizadas no dia à dia. É necessário lembrar que as expressões precisam ser conjuntamente exaustivas e disjuntas par a par, ou seja, não podem se sobrepor em seus significados.

Duas pesquisas foram desenvolvidas com o principal objetivo de comparação de resultados. A primeira, chamada de Pesquisa Online (seção 4.2.2), foi realizada por meio de um questionário online, que propunha uma situação para o leitor por meio de uma descrição e três imagens. Foram destacados alguns problemas que poderiam implicar na invalidade dos dados: dificuldade de interpretação da situação, dificuldade de imaginação da situação, dificuldade de visualização das imagens, organização dos objetos na situação e divisão simétrica mental. Existem algumas outras variáveis que puderam afetar na percepção espacial: os diversos distratores existentes na situação apresentada e a influência da quantidade de objetos e suas distâncias até o observador. Não foi possível analisar as questões levantadas individualmente, mas ao comparar os resultados das duas pesquisas e perceber grande similaridade, foi possível dizer que estes problemas influenciaram pouco nos dados. Uma melhor análise dos resultados será apresentada no decorrer desta seção. É importante destacar que esta pesquisa continha poucos elementos, apenas 3, na região traseira, em que o ângulo era maior que 90 graus. Por causa disso, a quantidade de respostas "Atrás" foi igualmente baixa, apenas 7. A consequência disso foi que o modelo representou de forma errada a expressão "Atrás" e, conseqüentemente, definiu errado a separação entre a região que representa as expressões "Atrás" e "Atrás - Direita". Decidiu-se, então, não representar as regiões "Atrás" e "Atrás - Direita" neste resultado, como é possível ver na figura 20 e na tabela 4.

A segunda pesquisa foi realizada presencialmente em laboratório (seção 4.2.3), onde um cenário foi montado e os voluntários precisavam definir qual expressão representava melhor a posição de cada objeto apresentado. Nesta pesquisa, os problemas de interface diminuíram, uma vez que os voluntários não precisavam mais imaginar uma situação, ou interpretar um enunciado, ou visualizar uma imagem. É importante ressaltar que uma das motivações para a elaboração desta segunda pesquisa foi a diminuição das variáveis que podem influenciar no

resultado. Nesta pesquisa o ambiente foi mais controlado, evitou-se distratores ao retirar outros objetos que não se referem à pesquisa, e evitou-se todos os problemas de interface, como já explicado. Mas alguns problemas ainda podem ser levantados: a organização dos objetos no cenário podem influenciar na resposta, uma vez que agrupados podem gerar a tendência de serem classificados da mesma maneira; os objetos utilizados não são objetos comuns, e por isso representam menos a realidade diária das pessoas, deixando a resposta mais artificial; o grupo de pessoas que se voluntariaram para responder o questionário são todos alunos e professores dos cursos de engenharia do Centro Universitário da Fei, majoritariamente alunos e professores de cursos da pós graduação, o que deixa a pesquisa restrita. Os deslocamentos da cabeça, tronco e ombros, ao responder o questionário, não foram controlados e podem ter influenciado na percepção espacial das pessoas. Vale ressaltar que, diferentemente da Pesquisa Online, esta apresentou uma quantidade de dados suficiente para uma boa modelagem de todo o lado direito, possibilitando uma representação confiável das expressões espaciais consideradas. Por esse motivo, foi esta pesquisa que originou o modelo final.

Algumas coisas poderiam ter sido realizadas para que as pesquisas fossem mais confiáveis: o número de voluntários poderia ter sido maior e os nicho deles mais variados, o que não foi possível devido à falta de estrutura e recursos; uma situação mais real poderia ter sido criada, em que objetos reais estariam dispostos em um ambiente comum e os voluntários seriam indagados de maneira mais natural, por exemplo; um modelamento mais completo poderia ter sido realizado, desconsiderando a premissa de simetria e modelando todos os 360 graus, o que não foi possível devido às interfaces utilizadas.

Os dados das pesquisas foram aplicados no método LDA, gerando dois resultados: o Resultado Online e o Resultado em Laboratório. Estes foram avaliados por meio do método *Leave-One-Out* e foram comparados entre si.

Ao comparar a representação das mesmas expressões espaciais nas duas pesquisas, foi possível perceber uma grande semelhança, ou seja, a variação angular que representa uma dada expressão na Pesquisa Online é semelhante à variação desta mesma expressão na Pesquisa em Laboratório. A expressão "Frente" por exemplo, foi representada pela primeira pesquisa como sendo a região angular definida entre 330 e 30 graus (figura 20); na segunda pesquisa, esta mesma expressão foi representada pela região entre 332 e 28 graus (figura 21). O mesmo pode ser dito em relação às demais expressões. A similaridade nos resultados indica que as abordagens das pesquisas foram confiáveis e as influências das interfaces e da disposição dos objetos foram mínimas ou coincidentes. Através destes resultados é possível dizer, também, que as demais variáveis, como distratores, deslocamento do corpo para responder o questionário, perfil dos voluntários e organização dos objetos, influenciaram pouco nos resultados das pesquisas.

É possível observar, também, que as regiões angulares que definem as expressões "Esquerda", "Frente", "Direita" e "Atrás" são maiores que as que definem as expressões "Frente - Esquerda", "Frente - Direita", "Atrás - Esquerda" ou "Atrás - Direita". Essa informação não é relevante para a validação dos resultados, mas interessante para compreender o uso destas

expressões: as expressões que têm uso mais comum foram as que apresentaram uma região angular maior. Isso pode ter acontecido devido à usabilidade da expressão ou devido à maior abrangência de seu significado.

Foi constatado, através das tabelas 4 e 5, que algumas expressões apresentaram resultados melhores do que outras. No Resultado em Laboratório (seção 4.5), é possível perceber que todas as expressões simples apresentaram porcentagens de acertos melhores do que as compostas. O mesmo aconteceu ao comparar as expressões "Frente" e "Frente - Direita" no Resultado Online. A única exceção foi "Direita", cuja porcentagem de acerto baixa pode ser consequência da situação propostas, em que a maioria dos objetos à direita estavam distantes. É possível concluir que a menor quantidade de acertos nas expressões compostas foram consequência da grande variação nas respostas, que por sua vez é consequência da falta de consenso no emprego destas expressões entre falantes da Língua Portuguesa no Brasil. Este resultado se deve, também, ao fato de que as expressões compostas não são utilizadas comumente entre brasileiros. Estes valores de porcentagem de acertos levam a uma segunda conclusão: que estas expressões espaciais não apresentam uma definição precisa entre os falantes da Língua Portuguesa, cada pessoa as define de forma diferente. Isso implica na seguinte conclusão: um modelo cujas categorias são bem definidas como o *OPRA* não representa estas expressões espaciais de forma ideal. De forma que, se as categorias fossem definidas de maneira mais nebulosa, com uma gradativa transição entre elas, o modelo seria mais fiel às definições reais das expressões.

É possível fazer uma comparação com a divisão apresentada pelo modelo proposto por Perico et al. (PERICO et al., 2016), em que foi utilizada a formalização *OPRA* de granularidade igual a 6 e nomearam-se os quadrantes com expressões espaciais semelhantes às utilizadas no presente projeto. Perico et al. (PERICO et al., 2016) utilizou dois quadrantes ímpares para representar as preposições "Frente", "Trás", "Direita" e "Esquerda", e somente um quadrante ímpar para representar as preposições "Direita - Frente", "Esquerda - Frente", "Direita - Trás" e "Esquerda - Trás". Esse é um fator que coincide com os modelos aprendidos no presente trabalho: as expressões que não são compostas representam um espaço angular maior do que as compostas, assim como no modelo descrito em (PERICO et al., 2016). A diferença entre esses modelos está na simetria em relação ao eixo de 90 graus: o modelo encontrado no presente trabalho mostra que a expressão "Atrás" representa uma faixa angular maior do que a expressão "Frente", e que as expressões "Direita" e "Esquerda" não são simétricas em relação à esse eixo, diferente do que propôs Perico et al. (2016). É possível concluir que as semelhanças entre os modelos se deve ao fato de que Perico et al. (2016) conseguiu, intuitivamente, definir como estariam distribuídas as expressões espaciais no modelo *OPRA*. As diferenças se devem à dois fatos principais: Perico et al. (2016) não conseguiu definir intuitivamente como, exatamente, as expressões são definidas; no presente trabalho, o modelo *OPRA* foi modificado, permitindo que suas categorias fossem definidas pelas expressões espaciais. Não é possível responder com certeza as perguntas realizadas no início desta seção em relação ao modelo descrito em (PERICO et al., 2016), mas é possível afirmar que o modelo aprendido no presente traba-

Iho representa melhor as expressões espaciais utilizadas comparado ao modelo de Perico et al. (2016) pelo fato de ter utilizado dados humanos no processo de extração do mesmo.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho descreveu o desenvolvimento de um modelo de relações de localização espacial qualitativas aprendido de forma automática a partir de dados obtido em pesquisas com voluntários falantes da língua Portuguesa no Brasil. Este modelo descreve, por meio de categorias qualitativas, a compreensão das pessoas sobre as seguintes expressões espaciais: "Esquerda", "Frente - Esquerda", "Frente", "Frente - Direita", "Direita", "Atrás - Direita", "Atrás" e "Atrás - Esquerda".

Duas pesquisas foram realizadas: a Pesquisa Online, em que uma situação com diversos objetos foi apresentada e os voluntários tiveram que responder qual expressão define melhor a posição de cada um destes objetos; e a Pesquisa em Laboratório, em que foi montado um cenário real com diversos objetos e os voluntários tiveram que responder qual expressão define melhor a posição de cada um destes objetos. Utilizando os dados obtidos, dois resultados foram aprendidos por meio do método LDA: o Resultado Online e o Resultado em Laboratório, e estes foram avaliados por meio do método *Leave-One-Out* e comparados entre si. Os dois resultados obtidos foram semelhantes, ou seja, as definições encontradas para as expressões espaciais foram similares. Por exemplo: a expressão "Frente" foi representada no Resultado Online como sendo a região angular definida entre 330 e 30 graus; no Resultado em Laboratório, esta mesma expressão foi representada pela região entre 332 e 28 graus. Essa semelhança leva à conclusão de que os resultados foram consistentes com a definição que os falantes da Língua Portuguesa no Brasil dão para as expressões utilizadas. Entretanto, ao analisar os resultados é possível ver que obtivemos menos de 90% de acerto na maioria dos casos. Isso se deve provavelmente a dois motivos principais: primeiro, há uma dispersão natural no uso de expressões espaciais por falantes de uma mesma língua; uma segunda causa possível são os limiares precisos obtidos pela análise de discriminantes lineares. Para resolver essas questões, trabalhos futuros deverão se concentrar no estudo de classificadores de limiares nebulosos (fuzzy) a fim de se obter um modelo mais adequado ao uso corrente das expressões espaciais. Estes classificadores poderão utilizar, nos limiares, uma proporção para as categorias adjacentes. Neste caso, uma dada posição poderá ser definida pela seguinte expressão: (Ax, By) , em que A e B são as categorias adjacentes, e x e y são os valores das proporções, sendo $x + y = 1$. Esses valores indicarão a relevância das expressões espaciais para uma dada posição. É necessário avaliar a possibilidade da criação de uma formalização matemática que permita o raciocínio automático.

Foi possível constatar, também, que expressões compostas, como "Frente - Direita", apresentaram porcentagens de acertos mais baixas do que as demais expressões nos dois resultados. Isso talvez se deva ao fato de que estas expressões não são muito utilizadas no cotidiano das pessoas, e, assim, apresentam um menor consenso quanto às suas definições. Uma possível solução seria utilizar outras expressões no lugar destas, um mesmo expressões similares, como "Frente à Direita", e avaliar se existe uma melhora nas porcentagens de acertos. Outra solução é a utilização de classificadores de limiares nebulosos, como explicado anteriormente.

Ao comparar os resultados encontrados neste trabalho com o modelo elaborado por Perico et al. (2016), é possível perceber semelhanças e diferenças. Utilizar um espaço angular menor para as expressões compostas é um ponto de convergência dos modelos; em compensação a utilização de um espaço angular maior para a expressão "Atrás" e menor para "Frente", bem a não simetria das outras expressões em relação ao eixo de 90 graus, são ponto de divergência. É possível dizer que o modelo descrito nesta dissertação representa melhor as expressões espaciais abordadas do que o modelo apresentado por Perico et al. (2016), uma vez que a definição das expressões foram aprendidas a partir de dados humanos. Como as categorias qualitativas de localização do modelo são definidas pelas expressões espaciais, é possível dizer, também, que o modelo proposto na presente dissertação facilita a interação humano-robô comparado com o modelo descrito em (PERICO et al., 2016), pois as definições das expressões espaciais para os humanos e para o robô são mais similares.

O próximo passo no desenvolvimento do modelo é a elaboração de uma formalização lógica para que se possa utilizá-lo em um sistema de raciocínio automático. Com isso, poderemos avaliar o quanto inferências executadas com as expressões aprendidas se aproximam das inferências executadas por humanos dadas condições semelhantes.

Concluimos que é possível aprender um modelo qualitativo a partir de dados humanos que represente as relações espaciais entre duas entidades por meio de expressões da Língua Portuguesa.

REFERÊNCIAS

- ALLEN, James F. Maintaining knowledge about temporal intervals. **Communications of the ACM**, ACM, v. 26, n. 11, p. 832–843, 1983. Disponível em: <<http://cse.unl.edu/choueiry/Documents/Allen-CACM1983.pdf>>. Acesso em: 21 jun. 2017.
- COHN, Anthony G.; HAZARIKA, Shyamanta M. Qualitative spatial representation and reasoning: an overview. **Fundamenta informaticae**, IOS Press, v. 46, n. 1-2, p. 1–29, 2001. Disponível em: <<http://content.iospress.com/articles/fundamenta-informaticae/fi46-1-2-02>>. Acesso em: 21 jun. 2017.
- COHN, Anthony G et al. Qualitative spatial representation and reasoning with the region connection calculus. **GeoInformatica**, Springer, v. 1, n. 3, p. 275–316, 1997. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/97e0/e4fb.pdf>>. Acesso em: 21 jun. 2017.
- CORTES, Corinna; VAPNIK, Vladimir. Support-vector networks. **Machine learning**, Springer, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995. Disponível em: <http://image.diku.dk/imagecanon/material/cortes_vapnik95.pdf>. Acesso em: 21 jun. 2017.
- DENIS, Michel; LOOMIS, Jack M. Perspectives on human spatial cognition: memory, navigation, and environmental learning. **Psychological Research**, Springer, v. 71, n. 3, p. 235–239, 2007. Disponível em: <<http://www.micheldenis.fr/wp-content/uploads/2011/05/2007-PSYCH-RES.pdf>>. Acesso em: 26 jun. 2017.
- DOBNIK, Simon et al. Teaching a robot spatial expressions. In: SECOND ACL-SIGSEM WORKSHOP ON THE LINGUISTIC DIMENSIONS OF PREPOSITIONS AND THEIR USE IN COMPUTATIONAL LINGUISTICS FORMALISMS AND APPLICATIONS, 2005, Colchester. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2005. Disponível em: <<http://www.robots.ox.ac.uk/mobile/Papers/prepositions2.pdf>>. Acesso em: 21 jun. 2017.
- DYLLA, Frank; KREUTZMANN, Arne; WOLTER, Diedrich. A qualitative representation of social conventions for application in robotics. In: AAAI SPRING SYMPOSIUM SERIES, 2014, Palo Alto. **Proceedings...** [S.l.]: The AAAI Press, 2014. p. 34–41. Disponível em: <<https://www.aaai.org/ocs/index.php/SSS/SSS14/paper/download/7715/7695>>. Acesso em: 21 jun. 2017.
- ELISSEEFF, André; PONTIL, Massimiliano et al. Leave-one-out error and stability of learning algorithms with applications. **NATO science series sub series iii computer and systems sciences**, IOS press, v. 190, p. 111–130, 2003. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Massimiliano_Pontil/publication/228597518_Leave-one-out_error_and_stability_of_learning_algorithms_with_applications_Stability_of>

[_Randomized_Learning_Algorithms_Source/links/0912f50fd2561b4db2000000.pdf](#)>. Acesso em: 22 jun. 2017.

FLEISCHMAN, Michael; ROY, Deb. Representing Intentions in a Cognitive Model of Language Acquisition: Effects of Phrase Structure on Situated Verb Learning. In: AAAI SPRING SYMPOSIUM ON INTENTIONS IN INTELLIGENT SYSTEMS, 2007, Stanford University. **Proceedings...** Menlo Park: The AAAI Press, 2007. p. 7–12. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/db38/a396.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

FRIEDMAN, Jerome; HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert. **The elements of statistical learning**. 1. ed. Berlin: Springer, 2001. v. 1.

GOLLAND, Dave; LIANG, Percy; KLEIN, Dan. A game-theoretic approach to generating spatial descriptions. In: CONFERENCE ON EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING, 2010. **Proceedings...** [S.l.]: Association for Computational Linguistics. p. 410–419. Disponível em: <<http://www.aclweb.org/anthology/D10-1040>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

GOYAL, R; EGENHOFER, Max J. The direction-relation matrix: A representation for directions relations between extended spatial objects. In: ANNUAL ASSEMBLY AND SUMMER RETREAT OF UCGIS, 1997, Bar Harbor. **Proceedings...** [S.l.]: University Consortium for Geographic Information Systems Science, 1997. p. 95–102. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/f7ae/4d2f.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

GUADARRAMA, Sergio et al. Grounding spatial relations for human-robot interaction. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, 2013, Tokyo. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2013. p. 1640–1647. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6696569/>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

ISLI, Amar; COHN, Anthony G. A new approach to cyclic ordering of 2D orientations using ternary relation algebras. **Artificial Intelligence**, Elsevier, v. 122, n. 1, p. 137–187, 2000. Disponível em: <http://ac.els-cdn.com/S0004370200000448/1-s2.0-S0004370200000448-main.pdf?_tid=474a92ee-57ac-11e7-957d-00000aab0f26acdnat=1498178490_>. Acesso em: 22 jun. 2017.

IWAHASHI, Naoto et al. Robots that Learn to Communicate: a developmental approach to personally and physically situated human-robot conversations. In: AAAI FALL SYMPOSIUM - DIALOG WITH ROBOTS. 2010, Alington. **Proceedings...** [S.l.]: The AAAI Press, 2010. p. 38–42. Disponível em: <<http://komeisugiura.jp/publications/iwahashi10dwr.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

KOHAVI, Ron. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 1995, Montreal. **Proceedings...** Burlington: Morgan Kaufmann, 1995. v. 14, p. 1137–1145. Disponível em: <<http://robotics.stanford.edu/~ronnyk/accEst.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

KORDJAMSHIDI, Parisa et al. Learning to interpret spatial natural language in terms of qualitative spatial relations. In: TENBRINK, Thora; WIENER, Jan; CLARAMUNT, Christophe. **Representing Space in Cognition: interrelations of behaviour, language, and formal models**. [S.l.]: Oxford University Press, 2013. v. 1, p. 115–146. Disponível em: <<https://lirias.kuleuven.be/bitstream/123456789/351891/1/>>. Acesso em: 23 jun. 2017.

LADKIN, Peter B; MADDUX, Roger D. On binary constraint problems. **Journal of the ACM (JACM)**, ACM, v. 41, n. 3, p. 435–469, 1994. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/7c0c/f7a0.pdf>>. Acesso em: 23 jun. 2017.

LI, Cheng; WANG, Bingyu. **Fisher Linear Discriminant Analysis**. Disponível em: <http://www.ccs.neu.edu/home/vip/teach/MLcourse/5_features_dimensions/lecture_notes/LDA/LDA.pdf>. Acesso em: 23 jun. 2017. 2014.

LI, Tao; ZHU, Shenghuo; OGIHARA, Mitsunori. Using discriminant analysis for multi-class classification: an experimental investigation. **Knowledge and information systems**, Springer, v. 10, n. 4, p. 453–472, 2006. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/a038/bafd.pdf>>. Acesso em: 23 jun. 2017.

LIGOZAT, G É. Reasoning about cardinal directions. **Journal of Visual Languages & Computing**, Elsevier, v. 9, n. 1, p. 23–44, 1998.

LIGOZAT, Gérard. **Qualitative spatial and temporal reasoning**. London: John Wiley & Sons, 2013.

LONGO, Matthew R; HAGGARD, Patrick. An implicit body representation underlying human position sense. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, National Acad Sciences, v. 107, n. 26, p. 11727–11732, 2010. Disponível em: <<http://www.pnas.org/content/107/26/11727.full.pdf>>. Acesso em: 26 jun. 2017.

MACKWORTH, Alan K. Consistency in networks of relations. **Artificial intelligence**, Elsevier, v. 8, n. 1, p. 99–118, 1977.

MATTEI, Tobias Alécio; MATTEI, Josias Alécio. A cognição espacial e seus distúrbios: o papel do Córtex Parietal Posterior. **Revista Neurociências**, v. 13, n. 2, p. 93–99, 2005.

Disponível em:

<<https://www.revistaneurociencias.com.br/edicoes/2005/RN%2013%2002/Pages%20from%20RN%2013%2002-6.pdf>>. Acesso em: 26 jun. 2017.

MCLACHLAN, Geoffrey. **Discriminant analysis and statistical pattern recognition**. New York: John Wiley & Sons, 1992.

MORATZ, Reinhard. Representing relative direction as a binary relation of oriented points. In: EUROPEAN CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 2006, Riva del Garda.

Proceedings... [S.l.]: IOS Press, 2006. v. 6, p. 407–411. Disponível em:

<<http://ebooks.iospress.nl/volume/ecai-2006>>. Acesso em: 23 jun. 2017.

MORATZ, Reinhard; DYLLA, Frank; FROMMBERGER, Lutz. A relative orientation algebra with adjustable granularity. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 2005, Edimburgo. **Proceedings of the Workshop on Agents in Real-Time and Dynamic Environments**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2005. p. 61–70. Disponível em:

<http://cindy.informatik.uni-bremen.de/sfb/project/r3/documents/Moratz_Dylla_Frommberger_05_adjustable_Granularity.pdf>. Acesso em: 23 jun. 2017.

MORATZ, Reinhard; RENZ, Jochen; WOLTER, Diedrich. Qualitative spatial reasoning about line segments. In: EUROPEAN CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 2000, Berlin. **Proceedings...** Amsterdam: IOS Press, 2000. p. 234–238.

MOSSAKOWSKI, Till; MORATZ, Reinhard. Qualitative reasoning about relative direction of oriented points. **Artificial Intelligence**, Elsevier, v. 180, p. 34–45, 2012.

NAKANO, Mikio et al. Grounding New Words on the Physical World in Multi-Domain Human-Robot Dialogues. In: AAAI FALL SYMPOSIUM - DIALOG WITH ROBOTS. 2010, Alington. **Proceedings...** [S.l.]: The AAAI Press, 2010. p. 74–79. Disponível em:

<<https://www.aaai.org/ocs/index.php/FSS/FSS10/paper/view/2350/2758>>. Acesso em: 23 jun. 2017.

NEYMAN, Jerzy; PEARSON, Egon S. On the problem of the most efficient tests of statistical hypotheses. In: KOTZ, Samuel; JOHNSON, Norman. **Breakthroughs in statistics**. New York: Springer, 1992. p. 73–108.

PERICO, Danilo et al. Collaborative Multi-Robot Localisation with Qualitative Information. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON QUALITATIVE REASONING, 2016, New York.

Proceedings... [S.l.]: AAAI Press, 2016. v. 1, p. 77–84. Disponível em:

<<https://ivi.fnwi.uva.nl/tcs/QRgroup/qr16/pdf/QR2016Proceedings.pdf>>. Acesso em: 23 jun. 2017.

RENZ, Jochen; NEBEL, Bernhard. Qualitative spatial reasoning using constraint calculi. In: **Handbook of spatial logics**. [S.l.]: Springer, 2007. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/a7f6/c564.pdf>>. Acesso em: 23 jun. 2017. p. 161–215.

ROSENBLATT, Frank. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological review**, American Psychological Association, v. 65, n. 6, p. 386, 1958.

TELLEX, Stefanie A et al. Understanding natural language commands for robotic navigation and mobile manipulation. In: AAAI CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 2011, San Francisco. **Proceedings...** [S.l.]: AAAI Publications, 2011. p. 1507–1514. Disponível em: <<https://cs.brown.edu/stefie10/publications/tellex11.pdf>>. Acesso em: 21 jun. 2017.

TVERSKY, Barbara. Functional significance of visuospatial representations. **Handbook of higher-level visuospatial thinking**, p. 1–34, 2005. Disponível em: <http://www.silccenter.org/bibliography_pdfs/visuospatshahmiyake05.pdf>. Acesso em: 26 jun. 2017.

VAPNIK, Vladimir Naumovich; KOTZ, Samuel. **Estimation of dependences based on empirical data**. New York: Springer-Verlag, 1982. v. 40.

WITTEN, IH; FRANK, E. **Data Mining: Practical machine learning tools with Java implementations**. 1. ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2000. v. 1.

APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO DA PESQUISA ONLINE

O questionário utilizado para a realização da Pesquisa Online pode ser encontrado nas figuras 22, 23, 24 e 25.

Figura 22 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 1, parte 1.

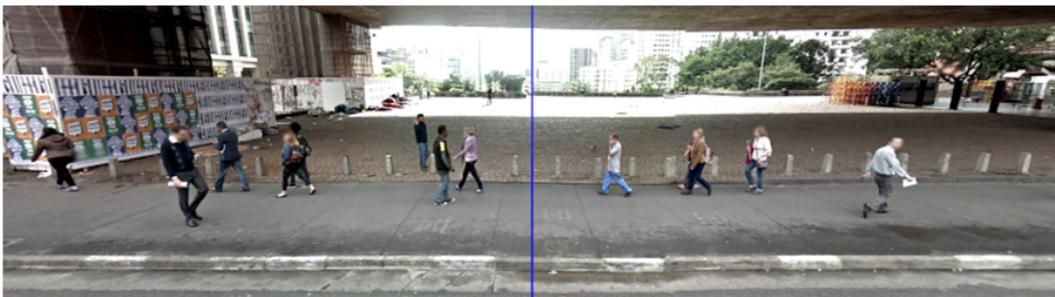
Relação entre Expressões Espaciais e Direção Relativa

A nossa percepção da localização de objetos pode ser definida através de expressões espaciais como, por exemplo: à frente, atrás, à direita, à esquerda. Mas qual parcela do espaço ao nosso redor nós entendemos como Frente, por exemplo?

Esta pesquisa tem como objetivo extrair a informação de como as pessoas entendem algumas expressões espaciais.

Obs: Se possível, responda este questionário em um dispositivo em que seja fácil visualizar as imagens.

Considere que você esteja na rua olhando para uma calçada, conforme imagem na figura abaixo. A linha azul indica a direção na qual seu corpo está orientado, ou seja, a sua frente.



Fonte: Autor.

Figura 23 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 1, parte 2.

Ao virar a cabeça um pouco para a direita, é possível ter a seguinte visão da mesma cena.



A linha azul continua representando a sua frente, a sua direção central (apenas a sua cabeça virou).

Ao virar sua cabeça ainda mais para a direita, é possível ter a seguinte observação da cena.



A linha azul deixou de aparecer pois não é mais possível representar a orientação inicial na imagem. Mas você continua parado com o seu corpo na mesma posição.

PRÓXIMA

Fonte: Autor.

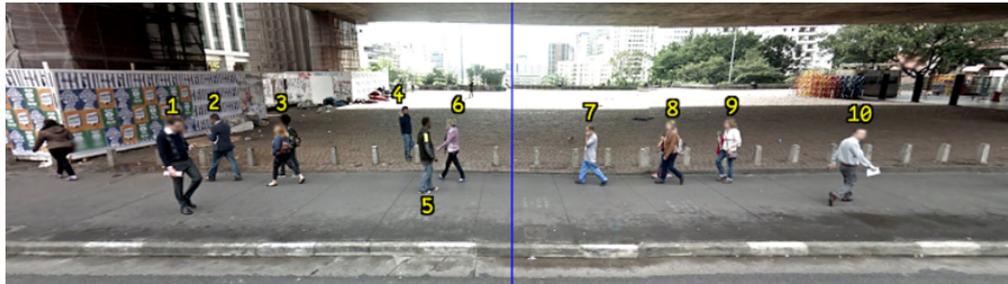
Figura 24 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 2, parte 1.

Relação entre Expressões Espaciais e Direção Relativa

Indique onde estão as pessoas e os objetos (enumerados de 1 a 15) em relação à direção na qual o seu corpo está orientado, representado pela linha azul, utilizando as opções abaixo. Lembre-se de que o seu corpo continua na mesma posição em todas as vistas e que apenas a sua cabeça virou.

Em caso de dúvida, volte para a página anterior para reler a descrição do cenário através do botão ao final desta página.

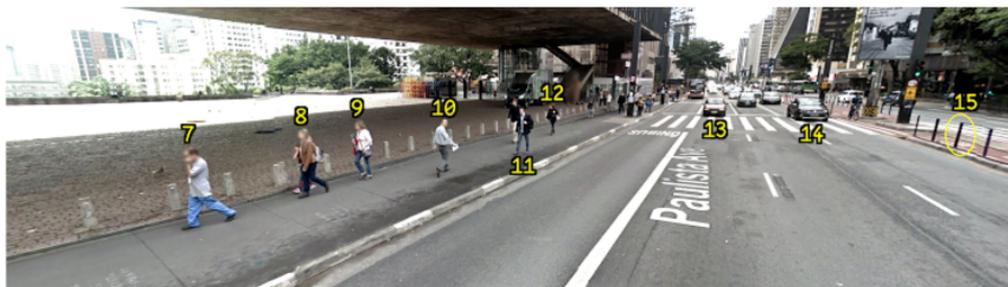
Vista 1 - Cabeça na mesma direção do corpo



Vista 2 - Cabeça virada um pouco para a direita



Vista 3 - Cabeça virada ainda mais para a direita



Fonte: Autor.

Figura 25 – Questionário da Pesquisa Online, pág. 2, parte 2.

	Frente	Frente - Direita	Frente - Esquerda	Direita	Esquerda	Atrás - Direita	Atrás
Pessoa 1	<input type="radio"/>						
Pessoa 2	<input type="radio"/>						
Pessoa 3	<input type="radio"/>						
Pessoa 4	<input type="radio"/>						
Pessoa 5	<input type="radio"/>						
Pessoa 6	<input type="radio"/>						
Pessoa 7	<input type="radio"/>						
Pessoa 8	<input type="radio"/>						
Pessoa 9	<input type="radio"/>						
Pessoa 10	<input type="radio"/>						
Pessoa 11	<input type="radio"/>						
Pessoa 12	<input type="radio"/>						
Carro 13	<input type="radio"/>						
Carro 14	<input type="radio"/>						
Poste 15	<input type="radio"/>						

Fonte: Autor.

APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO DA PESQUISA EM LABORATÓRIO

O questionário utilizado para a realização da Pesquisa em Laboratório pode ser encontrado na figura 26.

Figura 26 – Questionário da Pesquisa em Laboratório.

	Esquerda	Frente - Esquerda	Frente	Frente - Direita	Direita	Atrás - Direita	Atrás
Objeto 1	<input type="radio"/>						
Objeto 2	<input type="radio"/>						
Objeto 3	<input type="radio"/>						
Objeto 4	<input type="radio"/>						
Objeto 5	<input type="radio"/>						
Objeto 6	<input type="radio"/>						
Objeto 7	<input type="radio"/>						
Objeto 8	<input type="radio"/>						
Objeto 9	<input type="radio"/>						
Objeto 10	<input type="radio"/>						
Objeto 11	<input type="radio"/>						
Objeto 12	<input type="radio"/>						
Objeto 13	<input type="radio"/>						
Objeto 14	<input type="radio"/>						
Objeto 15	<input type="radio"/>						
Objeto 16	<input type="radio"/>						
Objeto 17	<input type="radio"/>						
Objeto 18	<input type="radio"/>						
Objeto 19	<input type="radio"/>						
Objeto 20	<input type="radio"/>						
Objeto 21	<input type="radio"/>						
Objeto 22	<input type="radio"/>						

Fonte: Autor.

APÊNDICE C – RESPOSTAS DA PESQUISA ONLINE

Todas as respostas válidas obtidas na Pesquisa Online estão disponíveis das tabelas 7 e 8, que estão organizadas da seguinte maneira: as linhas são as respostas de cada voluntário (enumeradas de 1 a 70) e as colunas são as respostas para cada objeto ou pessoa (enumerados de 1 a 15). Cada posição contém uma sigla que representa a classificação que uma dada pessoa fez para um dado objeto. Estas siglas são definidas da seguinte maneira: F = "Frente"; FD = "Frente - Direita"; D = "Direita"; AD = "Atrás - Direita"; A = "Atrás"; AE = "Atrás - Esquerda"; E = "Esquerda"; e FE = "Frente - Esquerda".

Tabela 7 – Respostas da Pesquisa Online parte 1.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	AD
2	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD
3	FE	FE	E	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	AD	AD	A
4	E	E	E	FE	FE	FE	FD	FD	FD	D	D	D	AD	AD	AD
5	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD	AD
6	FE	FE	FE	FE	FE	F	F	FD	FD	D	D	D	AD	AD	AD
7	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	AD
8	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	AD	AD
9	FE	FE	FE	FE	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
10	E	E	E	E	E	E	D	D	D	D	D	D	AD	AD	AD
11	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	D	D	D	D	AD
12	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D
13	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
14	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
15	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D
16	FE	FE	FE	FE	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
17	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	FD	FD	D	D	AD
18	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	AD	AD
19	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
20	FE	FE	FE	FE	FE	FE	D	D	D	D	D	D	D	D	D
21	FE	FE	FE	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
22	E	E	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	AD	AD	AD
23	FE	E	E	E	E	E	FD	D	D	D	D	D	D	AD	AD
24	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D
25	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
26	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	AD	AD
27	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	AD
28	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD
29	FE	E	E	E	F	F	F	F	F	F	F	F	F	D	D
30	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
31	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD
32	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	AD	AD	AD
33	E	E	E	FE	FE	FE	FD	FD	FD	D	D	D	AD	AD	A
34	FE	E	E	E	F	FE	F	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD	A
35	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	D	D	D	AD	AD

Fonte: Autor.

Tabela 8 – Respostas da Pesquisa Online parte 2.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
36	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	AD	AD	AD
37	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	D	D	AD	AD	AD
38	E	E	F	F	F	F	F	F	F	D	D	D	D	D	D
39	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	AD	AD	AD
40	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	D	AD
41	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
42	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
43	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
44	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
45	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	FD	FD	D	D	AD
46	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD
47	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
48	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
49	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
50	E	E	E	FE	FE	FE	FD	FD	FD	D	D	D	AD	AD	AD
51	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
52	E	E	E	E	FE	FE	FD	D	D	D	D	D	D	AD	AD
53	E	E	E	FE	FE	FE	FD	D	D	D	D	D	D	AD	A
54	E	E	E	FE	FE	FE	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD	AD
55	E	E	E	FE	FE	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
56	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	D	D	D	AD	AD
57	FE	FE	F	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	AD
58	FE	FE	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
59	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	FE	FE	AD
60	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	AD
61	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	A
62	E	E	E	FE	FE	FE	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD	AD
63	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	AD	AD	AD
64	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	D	D	D	D	A
65	FE	FE	FE	FE	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD
66	E	E	FE	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	A
67	FE	FE	FE	FE	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
68	FE	FE	FE	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	AD	AD
69	FE	FE	FE	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	AD
70	E	E	E	FE	FE	FE	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD

Fonte: Autor.

APÊNDICE D – RESPOSTAS DA PESQUISA EM LABORATÓRIO

Todas as respostas válidas obtidas na Pesquisa em Laboratório estão disponíveis das tabelas 9, 10, 11 e 12, que estão organizadas da seguinte maneira: as linhas são as respostas de cada voluntário (enumeradas de 1 a 70) e as colunas são as respostas para cada objeto ou pessoa (enumerados de 1 a 15). Cada posição contém uma sigla que representa a classificação que uma dada pessoa fez para um dado objeto. Estas siglas são definidas da seguinte maneira: F = "Frente"; FD = "Frente - Direita"; D = "Direita"; AD = "Atrás - Direita"; A = "Atrás"; AE = "Atrás - Esquerda"; E = "Esquerda"; e FE = "Frente - Esquerda".

Tabela 9 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 1.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
2	F	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
3	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
4	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
5	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	D
6	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D
7	F	FD	D	D	D								
8	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D
9	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
10	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	D
11	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
12	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D
13	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
14	FD	D	D	D	D	D	D						
15	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	AD
16	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D
17	F	F	F	F	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
18	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D
19	FD	D	AD	AD									
20	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
21	F	F	FD	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
22	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
23	FD	D	D	D									
24	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
25	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	D
26	FD	D	D	D	D	AD	AD						
27	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
28	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	D
29	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	AD
30	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D
31	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
32	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	D
33	F	F	F	F	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	AD
34	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	AD	AD
35	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	AD	AD

Fonte: Autor.

Tabela 10 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 2.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
36	F	F	FD	F	FD	FD	D	D	D	D	D	D	AD
37	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
38	FD	D	D	D	D	AD	AD						
39	FD	D	D	D	D	D	D						
40	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	AD	AD	AD
41	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D
42	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D
43	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D
44	F	F	F	F	F	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D
45	E	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	D
46	F	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D	D	AD
47	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
48	F	F	FD	FD	FD	FD	FD	D	D	D	D	D	D
49	F	F	F	F	FD	FD	D	FD	D	D	D	D	D

Fonte: Autor.

Tabela 11 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 3.

	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
2	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
3	AD	AD	D	AD	AD	A	A	A	A
4	AD	AD	D	AD	AD	AD	A	A	A
5	AD	AD	A	A	A	A	A	A	A
6	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A	A
7	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
8	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
9	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A
10	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A
11	D	D	D	AD	AD	AD	AD	A	A
12	D	D	D	AD	AD	A	A	A	A
13	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A
14	AD	AD	D	AD	AD	AD	A	A	A
15	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
16	AD	A	A						
17	AD	AD	D	AD	AD	AD	A	A	A
18	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A	A
19	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
20	D	D	D	AD	AD	AD	AD	A	A
21	D	D	D	AD	AD	AD	A	A	A
22	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A
23	AD								
24	D	D	D	AD	AD	AD	A	A	A
25	D	D	D	AD	AD	A	A	A	A
26	AD								
27	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
28	D	D	D	AD	AD	AD	A	A	A
29	AD	AD	AD	A	A	A	A	A	A
30	D	D	D	AD	AD	AD	AD	A	A
31	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
32	AD	AD	D	AD	AD	AD	A	A	A
33	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A
34	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A
35	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A	A

Fonte: Autor.

Tabela 12 – Resposta da Pesquisa em Laboratório parte 4.

	14	15	16	17	18	19	20	21	22
36	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
37	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
38	A	A	A	A	A	A	A	A	A
39	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
40	AD	AD	A	A	A	A	A	A	A
41	D	AD							
42	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
43	D	D	D	AD	AD	AD	AD	A	A
44	D	D	D	AD	AD	AD	AD	AD	AD
45	AD	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A
46	AD	AD	A	AD	AD	AD	A	A	A
47	D	D	D	AD	AD	AD	A	A	A
48	D	D	D	AD	AD	A	A	A	A
49	AD	AD	AD	AD	AD	A	A	A	A

Fonte: Autor.