

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Isadora Vasconcellos e Souza

**MODELO PARA IDENTIFICAÇÃO DE CONTEXTO SOCIAL ATRAVÉS
DA INFERÊNCIA DE INTERAÇÕES SOCIAIS**

Santa Maria, RS
2018

Isadora Vasconcellos e Souza

**MODELO PARA IDENTIFICAÇÃO DE CONTEXTO SOCIAL ATRAVÉS DA INFERÊNCIA
DE INTERAÇÕES SOCIAIS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Área de Concentração em Computação, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciência da Computação**.

ORIENTADOR: Prof. João Carlos Damasceno Lima

Santa Maria, RS
2018

Vasconcellos e Souza, Isadora
Modelo para identificação de contexto social através
da inferência de interações sociais / Isadora
Vasconcellos e Souza.- 2018.
75 f.; 30 cm

Orientador: João Carlos Damasceno Lima
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Ciência da Computação, RS, 2018

1. Interação social 2. Computação Móvel 3. Computação
Ciente de Contexto 4. Computação Ubíqua e Pervasiva 5.
Contexto social I. Damasceno Lima, João Carlos II. Título.

©2018

Todos os direitos autorais reservados a Isadora Vasconcellos e Souza. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

End. Eletr.: isouza@inf.ufsm.br

Isadora Vasconcellos e Souza

**MODELO PARA IDENTIFICAÇÃO DE CONTEXTO SOCIAL ATRAVÉS DA INFERÊNCIA
DE INTERAÇÕES SOCIAIS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Área de Concentração em Computação, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciência da Computação**.

Aprovado em 11 de julho de 2018:

João Carlos Damasceno Lima, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Andrea Schwertner Charão, Dr. (UFSM)

Criatiano André da Costa, Dr. (Unisinos) (videoconferência)

Santa Maria, RS
2018

AGRADECIMENTOS

Agradeço e dedico este trabalho aos meus pais, Carlos Roberto e Maura, por todo suporte, apoio e confiança em todas as minhas decisões e em todas as fases da minha vida.

Agradeço ao meu namorado, Ricardo, pelo apoio, compreensão e paciência. Obrigada por me motivar nos momentos difíceis e por sempre estar disposto a me ajudar no que for preciso.

Aos meus amigos por dividirem comigo muitos momentos especiais e por sempre estarem presentes. Especialmente à Paola, por toda a dedicação e colaboração neste trabalho.

Aos meus colegas de laboratório, do Grupo de Sistemas de Computação Móvel, por todas as experiências compartilhadas e por todo suporte oferecido para solucionar os problemas e as dúvidas que surgiram durante o desenvolvimento do trabalho.

Por fim, agradeço ao professor orientador João Carlos Damasceno Lima por tornar este trabalho possível.

RESUMO

MODELO PARA IDENTIFICAÇÃO DE CONTEXTO SOCIAL ATRAVÉS DA INFERÊNCIA DE INTERAÇÕES SOCIAIS

AUTORA: Isadora Vasconcellos e Souza
ORIENTADOR: João Carlos Damasceno Lima

A Computação Ciente de Contexto é caracterizada por desenvolver dispositivos capazes de tomar decisões, oferecer serviços e respostas baseadas no contexto atual do usuário. Ela é formada por diferentes tipos de contexto, entre eles há o contexto social. O principal fator de um contexto social são informações sobre relações sociais. Estas relações são formadas por um conjunto de interações sociais. Por isso, neste trabalho sugerimos o SocialCount, um modelo de inferência de interações sociais face a face para a identificação de um contexto social. O desafio da área é a utilização de conceitos abstratos (interação social, relação social, contexto social) em meios computacionais. Para a inferência de interações sociais utilizamos um conjunto de abordagens. O diferencial em relação aos trabalhos relacionados é o reconhecimento de locutor. A identificação do contexto social é realizada com base em três fatores: número de usuários no grupo, interações realizadas entre os usuários e o principal tipo de relacionamento presente no grupo. No experimento realizado, o conjunto de abordagens utilizado pelo SocialCount inferiu interações suficientes para atingir uma acurácia de 86% na classificação dos relacionamentos. Com relação à identificação do contexto social, o contexto identificado pelo SocialCount obteve dois fatores (número de usuários no grupo e interações realizadas entre os usuários) equivalentes ao contexto reconhecido pelo método validador. Sendo assim, o modelo conseguiu atingir o objetivo proposto de inferir adequadamente as interações sociais face a face realizadas pelo usuário, identificando seu contexto social.

Palavras-chave: Contexto Social. Interações Sociais. Relações Sociais. Computação Ciente de Contexto. Computação Móvel.

ABSTRACT

MODEL FOR IDENTIFICATION OF SOCIAL CONTEXT THROUGH THE INFERENCE OF SOCIAL INTERACTIONS

AUTHOR: Isadora Vasconcellos e Souza

ADVISOR: João Carlos Damasceno Lima

Context-aware Computing is characterized by the development of devices capable of making decisions, offering services and answers based on the user's current context. It is formed by different types of context, among them there is the social context. The main factor of a social context is information about social relations. These relationships are formed by a set of social interactions. Therefore, in this work we suggest the SocialCount, a model of inference of social interactions face to face for the identification of a social context. The challenge of the area is the use of abstract concepts (social interaction, social relation, social context) in computational means. For the inference of social interactions we use a set of approaches, the differential in relation to related works is the speaker recognition. The identification of the social context is performed based on three factors: number of users in the group, interactions between users and the main type of relationship present in the group. In the experiment performed, the set of approaches used by SocialCount inferred enough interactions to achieve an accuracy of 86% in the classification of relationships. With respect to the identification of the social context, the context identified by SocialCount obtained two factors (number of users in the group and interactions between users) equivalent to the context recognized by the validator method. Thus, the model was able to achieve the proposed goal of adequately inferring face-to-face social interactions made by the user, identifying their social context.

Keywords: Social Context. Social Interactions. Social Relations. Context-Aware Computing. Mobile Computing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Número de publicações sobre contexto social por área de conhecimento.	12
Figura 1.2 – Número de publicações relacionadas à interação social e redes sociais.	13
Figura 1.3 – Algoritmo de pesquisa utilizado no Scopus.	13
Figura 1.4 – Número de publicações por ano.	14
Figura 1.5 – Porcentagem de publicações por Qualis/CAPES.	14
Figura 1.6 – Nuvens de palavras (a) e (b)	15
Figura 2.1 – Diferença entre computação tradicional, móvel, ubíqua e pervasiva. Fonte: Lyytinen e Yoo (2002)	19
Figura 3.1 – Orientação relativa e distância interpessoal para classificação de zonas de proximidade pública, social pessoal e íntima entre os usuários. Fonte: Palaghias et al. (2015)	31
Figura 3.2 – Localização do acelerômetro utilizado no peito do usuário. Fonte: Matic et al. (2012)	32
Figura 3.3 – Arquitetura do SCAN. Fonte: Kim e Lee (2017)	33
Figura 3.4 – Funcionamento do sistema mediante pareamento do Google Glass e do dispositivo. Fonte: Xu et al. (2016)	34
Figura 4.1 – Metodologia de detecção de interações sociais proposta pelo SocialCount	39
Figura 4.2 – Exemplo básico de utilização do Recognito. Fonte: GitHub Recognito.	42
Figura 4.3 – Diagrama de classes do aplicativo	45
Figura 4.4 – Diagrama de classes do servidor	46
Figura 4.5 – Modelagem do banco de dados	47
Figura 4.6 – Exemplificação do agrupamento de dados	47
Figura 4.7 – Sociograma gerado dos dados da sala de aula	50
Figura 4.8 – Usuários possivelmente infectados através de user01	52
Figura 5.1 – Disposição do laboratório	53
Figura 5.2 – Sociograma	54
Figura 5.3 – Sociograma do teste sociométrico	58
Figura 5.4 – Gráfico comparativo da classificação dos dados	61
Figura 5.5 – Comparação da quantidade de interações por usuário	61
Figura 5.6 – Comparação da quantidade de amigos por usuário	61
Figura 5.7 – Comparação da quantidade de nodos interagidos por usuário	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Tabela comparativa dos trabalhos relacionados	35
Tabela 4.1 – Frases-veículo utilizadas para o desenvolvimento das assinaturas de voz	41
Tabela 4.2 – Resultados da simulação em sala de aula	51
Tabela 5.1 – Resultado do pré-processamento e classificação dos dados gerados pelo SocialCount.....	55
Tabela 5.2 – Matriz sociométrica dos dados da percepção pessoal.....	57
Tabela 5.3 – Legenda da pontuação e classificação da matriz sociométrica	57
Tabela 5.4 – Pontuação dos dados da matriz sociométrica	58
Tabela 5.5 – Classificação dos dados da matriz sociométrica da percepção pessoal..	58
Tabela 5.6 – Matriz sociométrica dos dados da percepção do grupo.....	59
Tabela 5.7 – Classificação dos relacionamentos baseada nos dados capturados pelo SocialCount.....	60
Tabela 5.8 – Classificação dos relacionamentos baseada nos dados do teste socio- métrico.....	60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<i>SSP</i>	Social Signal Processing
<i>LPC</i>	Linear Predictive Coding
<i>STiPI</i>	Space, Time, People, Information
<i>IHC</i>	Interação Humano-Computador
<i>MPS</i>	Mobile Phone Sensing
<i>CAC</i>	Context-aware Computing
<i>VOP</i>	Vocabulário Ortográfico Português

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA DE PESQUISA	11
1.2	PERGUNTA DE PESQUISA	16
1.3	OBJETIVOS	16
1.4	DELIMITAÇÃO	16
1.5	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1	COMPUTAÇÃO UBÍQUA E PERVASIVA	18
2.2	COMPUTAÇÃO CIENTE DE CONTEXTO	20
2.2.1	Contexto Social	21
2.3	SOCIOGRAMAS	23
2.3.1	Sociometria ou Teste Sociométrico	23
2.4	ASPECTOS SOCIAIS NA COMPUTAÇÃO	24
2.4.1	Computação Social	24
2.4.2	Computação socialmente consciente	25
2.4.3	Sensoriamento em dispositivos móveis	25
2.4.4	Contexto social pervasivo	26
2.4.5	Processamento de sinais sociais	28
3	TRABALHOS RELACIONADOS	30
3.1	E-SHADOW, PMSN E SOCIAL SERENDIPITY	30
3.2	DARSIS	31
3.3	MULTIMODALIDADES	32
3.4	SCAN	32
3.5	SOCIOGLASS	33
3.6	ANÁLISE DOS TRABALHOS	34
4	SOCIALCOUNT	38
4.1	CLASSIFICAÇÃO DO SOCIALCOUNT	38
4.2	MODELO PROPOSTO	39
4.2.1	Reconhecimento de voz	39
<i>4.2.1.1</i>	<i>Recognito</i>	40
4.2.2	Captura de interações	43
4.2.3	Proximidade	43
4.3	ARQUITETURA	44
4.3.1	Aplicativo móvel	44
4.3.2	Servidor	45
4.3.3	Banco de dados	46
4.4	DESENVOLVIMENTO DE SOCIOGRAMAS	46
4.5	CLASSIFICAÇÃO DO TIPO DE RELACIONAMENTO	48
4.6	CENÁRIOS	48
4.6.1	Sociometria em sala de aula	48
4.6.2	Controle de epidemias	50
5	RESULTADOS	53
5.1	AVALIAÇÃO	56
5.2	ANÁLISE DOS RESULTADOS	60

6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	63
6.1	TRABALHOS FUTUROS	64
6.2	PUBLICAÇÕES.....	64
6.2.1	Artigos publicados em congressos	64
6.2.2	Capítulo de livro.....	65
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	66

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é desenvolvida a contextualização do tema de pesquisa, sua relevância e justificativa. Também são apresentadas as delimitações, a pergunta de pesquisa, os objetivos e por fim, a organização do trabalho.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA DE PESQUISA

Há muitos anos os pesquisadores vêm estudando sobre os seres humanos e suas relações. Na computação, a ideia de que os dispositivos poderiam ajudar na tomada de decisões, em tarefas do cotidiano do usuário, no controle de riscos, etc., fomentou a expansão da Computação Ciente de Contexto.

O contexto é caracterizado por diversos fatores que serão abordados no decorrer deste trabalho. Um dos fatores é o contexto social, que é composto por relações e interações sociais. A fim de apresentar uma perspectiva de como o contexto social é abordado na computação, foi desenvolvido um estudo bibliográfico utilizando o banco de dados Scopus Elsevier, considerado como um dos maiores bancos de dados de literatura revisada por pares (Scopus Elsevier, 2017),

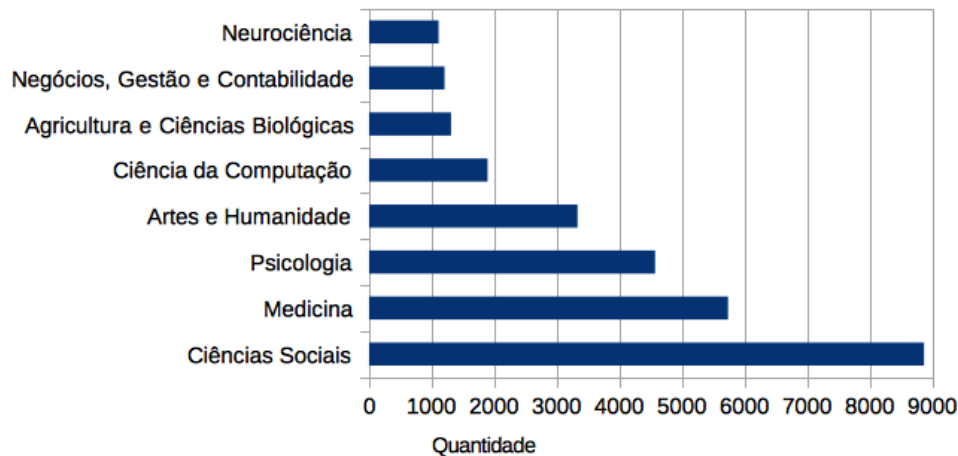
Uma busca simples com a palavra-chave “contexto social” (algoritmo de pesquisa: “social context”) retornou 20.919 resultados, distribuídos em cerca de 28 áreas de conhecimento entre 1927 e 2016.

A Figura 1.1 apresenta as áreas com maior número de publicações. A área de Ciência da Computação ficou em quinto lugar, o que significa uma boa colocação pois as áreas que ficaram nas posições superiores consideram o estudo dos seres humanos prioritário, como: Ciências Sociais, Medicina, Psicologia e Artes e Humanidade. A primeira publicação na área de Computação encontrada é de Talavage (1974), com “A Teoria de Comportamento de Grupos Dinâmicos” (*A Theory of Dynamic Group Behavior*).

O estudo das relações humanas é fundamental para a computação pois visa melhorar questões do cotidiano dos usuários. Sendo assim, as informações baseadas em seu comportamento, relações e contexto social podem ajudar no desenvolvimento de aplicações e ferramentas que supram adequadamente suas necessidades.

De acordo com Mello e Teixeira (2011) desde o nascimento o homem é um ser social em desenvolvimento e as suas manifestações acontecem porque existe um outro ser social. Mesmo quando ainda não utiliza a linguagem oral, o sujeito está interagindo e se familiarizando com o ambiente em que vive. Há um termo no dialeto africano Bantu chamado *Ubuntu* que, de acordo com Eze (2016), significa “Uma pessoa é uma pessoa através de outra pessoa”. Segundo Hari e Kujala (2009), os seres humanos e seus cérebros e mentes

Figura 1.1 – Número de publicações sobre contexto social por área de conhecimento.



são moldados em interação contínua com outras pessoas.

Segundo Lukowicz, Pentland e Ferscha (2012), as interações entre os usuários há muito tempo são consideradas como uma parte importante do contexto. Apesar disso, os trabalhos com base nas interações sociais representam uma pequena parcela. Somente 5% das publicações da área de Medicina no período de 1944 a 2016, 4% da área de Psicologia entre 1954 e 2016 e 4% da área de Ciência da Computação entre os anos de 1974 e 2016 possuem como palavra-chave “*social interaction*” ou “*social interactions*”.

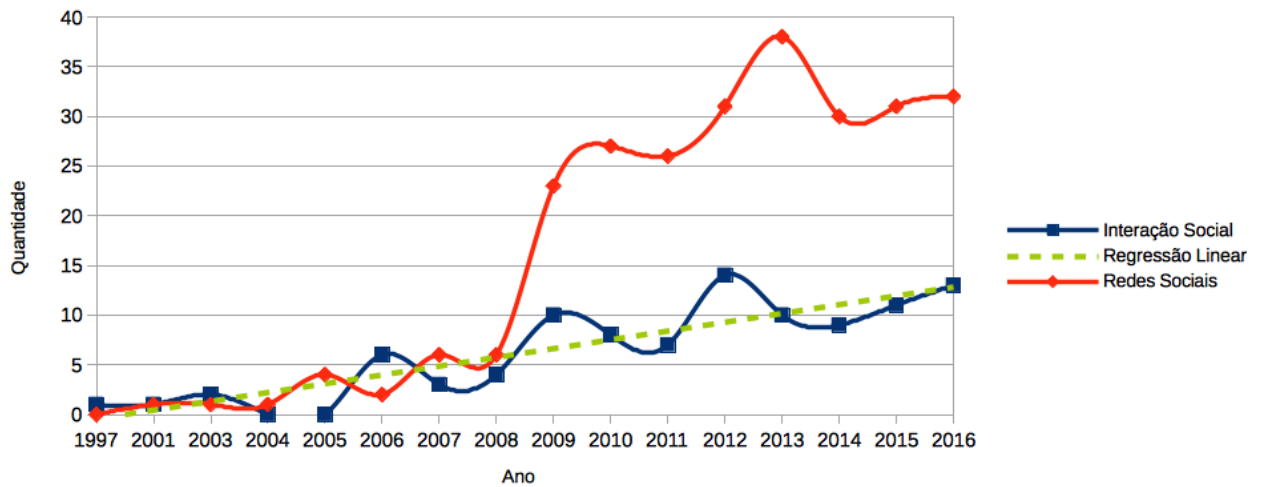
A Figura 1.2 apresenta as publicações relacionadas à interação social e redes sociais na área de Ciência da Computação ao longo dos anos. A interação social começou a ser abordada em 1997 e foi ganhando maior interesse a partir de 2008. O ano com maior número de produções foi 2012, com 14 publicações. Ao comparar com a palavra-chave “redes sociais”, que também obteve maior interesse a partir de 2008, percebe-se que é um número baixo, pois a mesma atingiu 31 produções no mesmo ano. Porém, a regressão linear demonstra que o número de produções tende a se expandir nos próximos anos, demonstrando uma área promissora.

Com o intuito de aumentar o nível de abrangência da pesquisa, foram inseridas outras palavras-chave além de “*social interaction*” e “*social interactions*”, como: “*social behavior*”, “*social computing*”, “*social relation*”, “*social relations*” e “*social environment*”. A Figura 1.3 apresenta o algoritmo de pesquisa utilizado na base Scopus.

As palavras-chave foram escolhidas por possuírem a interação social como premissa de seus conceitos. Para McGlynn (2010), o comportamento social (*social behavior*) consiste em um conjunto de interações de indivíduos da mesma espécie. E a computação social (*social computing*), segundo Panda et al. (2012), é a intersecção entre o comportamento social e os sistemas computacionais e baseia-se em criar ou recriar contextos sociais através do uso de software e tecnologia.

As relações sociais (*social relation*), de acordo com August e Rook (2013), são

Figura 1.2 – Número de publicações relacionadas à interação social e redes sociais.



conexões que existem entre as pessoas que possuem interações recorrentes, percebidas pelos participantes como dotadas de um significado pessoal. Esta definição inclui relações entre membros da família, amigos, vizinhos, colegas de trabalho e outros associados, mas exclui contatos sociais e interações que são incidentais ou percebidas como tendo um significado limitado (por exemplo, interações limitadas com funcionários de varejo).

De acordo com Carter (2013), ambiente social e contexto social possuem um conceito similar, portanto, ambos referem-se a informações de interações do usuário com pessoas e instituições, considerando a cultura em que ele está inserido.

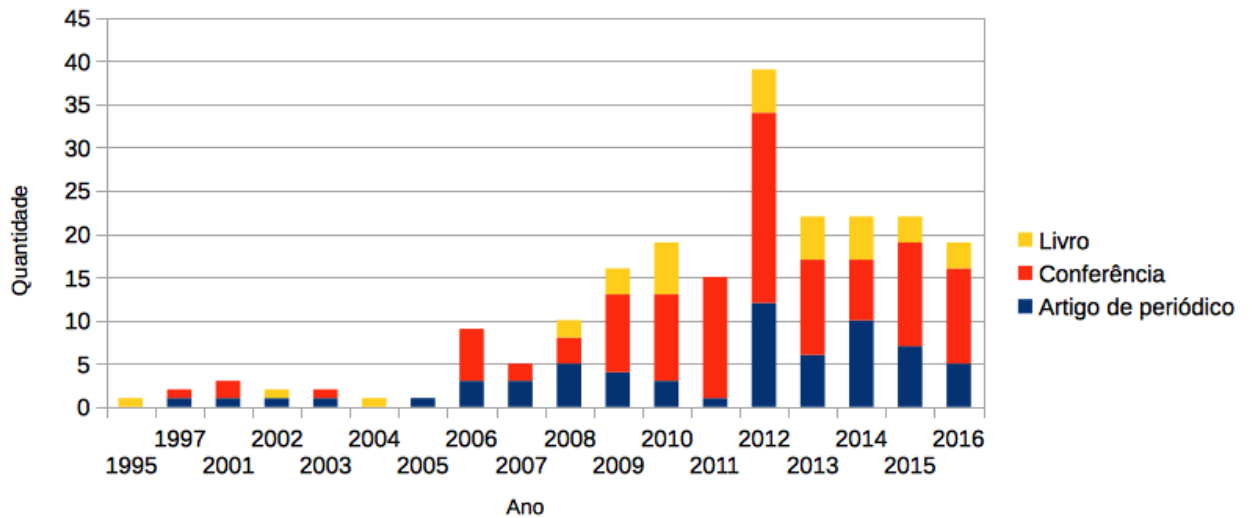
Figura 1.3 – Algoritmo de pesquisa utilizado no Scopus.

```
(TITLE-ABS-KEY("social context" ) AND ( LIMIT-TO ( SUBJAREA,"COMP" ) )
AND ( LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Interactions" )
OR LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Environment" )
OR LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Relationships" )
OR LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Behavior" )
OR LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Interaction" )
OR LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Computing" )
OR LIMIT-TO ( EXACTKEYWORD,"Social Relations" ) ) )
```

A pesquisa realizada com o algoritmo da Figura 1.3 retornou 217 resultados, entre livros, conferências e artigos de periódicos. A Figura 1.4 apresenta um gráfico de barras com a quantidade de publicações por ano. O ano de 2012 obteve o maior número de produções, com cerca de 39. Em 2013, o valor caiu para 22 e manteve-se constante nos anos seguintes. Em 2016, as produções sofreram uma queda novamente. É perceptível o aumento de produções em conferências a partir de 2009. Isso demonstra que as questões sociais foram ganhando espaço e interesse em importantes conferências como: IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PERCOM), UbiComp, Conference on Human Factors in Computing Systems, entre outras.

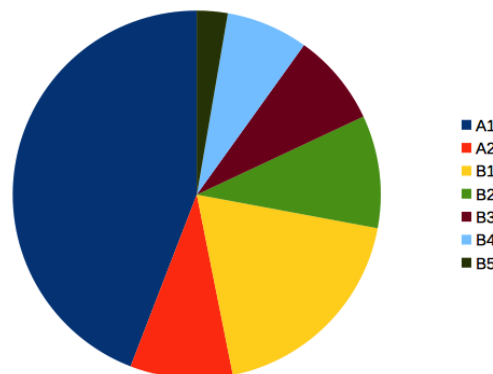
A Figura 1.5 exhibe as produções inseridas na classificação de produção intelectual

Figura 1.4 – Número de publicações por ano.



Qualis/CAPES. A classificação A1 obteve a maior parcela das publicações com 23%. A classificação A2 obteve 5%, B1 10%, B2 5%, B3 4%, B4 4%, B5 1%. Cerca de 48% das publicações não puderam ser catalogadas. Isso demonstra que o assunto tem espaço em conferências e periódicos de qualidade elevada.

Figura 1.5 – Porcentagem de publicações por Qualis/CAPES.



A Figura 1.6(a) expõe a nuvem de palavras com o ranking dos países mais influentes na área. Os Estados Unidos estão em primeiro lugar, com 57 publicações, a China está em segundo com 24 e o Reino Unido em terceiro, com 23. O Brasil é um dos países menos influentes, com somente 3 publicações realizadas nos anos de 2011, 2012 e 2014, ou seja, há 3 anos o Brasil não contribui com a pesquisa das características sociais do usuário na área de Computação.

Há algumas áreas da Computação que consideram o usuário como foco de seus estudos, como: Interação Humano-Computador (IHC) e Mobile Phone Sensing (MPS), que ainda não possui uma tradução definida pelos autores e neste trabalho é traduzida como Sensoriamento em Dispositivos Móveis.

Segundo Dix (2009), a IHC estuda como a tecnologia da Computação influencia o usuário em seus trabalhos e atividades. Também está relacionada ao Design, com o objetivo de implementar sistemas intuitivos e fáceis de utilizar, melhorando a usabilidade. Já o MPS tem o objetivo de fazer o sensoriamento de características do usuário. De acordo com Ali e Khusro (2016), é feito o sensoriamento de diversas características, como: comportamento, ações, conexões e ambiente. Sendo assim, a IHC não foi considerada na pesquisa, pois o interesse nesse trabalho é nas interações sociais, ou seja, interações de usuários com outras pessoas, excluindo qualquer tipo de interação com ferramentas de tecnologia.

A pesquisa sobre MPS na base de dados Scopus (algoritmo de pesquisa utilizado: “mobile phone” AND sensing) retornou 1.457 resultados. A Figura 1.6(b) demonstra a nuvem com as palavras-chave utilizadas pelas produções na MPS. Os assuntos com maior abordagem são sensores (pois são fundamentais para o sensoriamento e levantamento de dados), humano (o foco do sensoriamento), sensoriamento remoto (uso de sensores remotos para facilitar o sensoriamento no cotidiano do usuário), smartphones (ferramenta principal da Computação Móvel), entre outros. Entre as produções relacionados aos serviços que o MPS pode oferecer, os temas mais abordados são: cuidados de saúde, monitoramento, localização, comunicação. As interações sociais representam apenas 1.38% das publicações, o equivalente a aproximadamente 20 itens.

Figura 1.6 – Nuvens de palavras (a) e (b)



(a) Nuvem de países que realizaram pesquisas relacionadas a questões sociais.

(b) Nuvem de palavras-chave na área de MPS.

Através dos dados apresentados foi possível perceber que a computação expressou influência no âmbito de pesquisa em contexto social. A área obteve uma importante colocação no número de produções ao longo dos anos, ficando entre as cinco áreas mais atuantes. Isso demonstra a importância do aprofundamento dos conhecimentos da área para a Computação.

Um dos fatores mais importantes para o contexto social é a interação social. Porém, os dados mostraram que há uma lacuna nas pesquisas referentes a esse fator. Somente uma pequena parcela das produções é relacionada à interação social. O Brasil possui um número de publicações irrisório. Sendo assim, é evidente que a área de interação social é relevante e carente de pesquisa, principalmente no Brasil.

1.2 PERGUNTA DE PESQUISA

O presente trabalho concentra-se em responder a seguinte pergunta de pesquisa: Como identificar o contexto social do usuário através da inferência das interações sociais face a face realizadas no seu cotidiano?. Para responder a pergunta de pesquisa, foi realizado um estudo bibliográfico para identificar o que já estava sendo feito na área, quais os métodos mais utilizados e quais os principais desafios.

Para solucionar esta questão, utilizamos conceitos, classificações e metodologias presentes em áreas que abordam as questões sociais dentro da Computação. Estas áreas serão apresentadas nas próximas seções. Além disso, o modelo proposto neste trabalho é baseado na Computação Ubíqua, com o intuito de exigir o mínimo de participação do usuário para a captura das interações. Dessa forma, a inferência não causa impedimentos para que as interações ocorram de forma habitual.

Espera-se que a combinação de conceitos sociológicos e computacionais permita a identificação do contexto social do usuário através de meios computacionais, possibilitando para a Computação um melhor entendimento das relações humanas, principalmente a Computação Ciente de Contexto através do aprofundamento dos estudos do contexto social.

1.3 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é identificar as interações sociais face a face realizadas pelo usuário, a fim de identificar o contexto social e colaborar para a pesquisa na área de Computação Ciente de Contexto, uma área que auxilia no desenvolvimento de diversas outras como: saúde, marketing, educação, etc.

As principais contribuições desta dissertação são: *(i)* identificação das interações sociais do usuário, assim como os indivíduos que ele se relaciona; *(ii)* classificação dos relacionamentos baseada na quantificação de interações; *(iii)* identificação do contexto social do usuário através da classificação dos relacionamentos; e *(iv)* concretização de termos abstratos (interação social, relação social, contexto social) para viabilizar o processamento computacional.

1.4 DELIMITAÇÃO

O foco deste trabalho é o reconhecimento de interações sociais face a face. Todas as interações mediadas e virtuais (telefones, mensagens de texto, redes sociais, e-mail) não são consideradas.

Esta dissertação não tem o objetivo de desenvolver ou aprimorar as metodologias para processamento de sinais e extração de características da fala. Todos os métodos utilizados já são reconhecidos e consolidados na área.

Sabemos que as questões de segurança e privacidade são importantes quando manipulamos dados pessoais do usuário. Porém, este trabalho está em desenvolvimento e estas questões ainda não foram aplicadas a este modelo, mas poderão ser futuramente desenvolvidas. Os dados capturados foram provenientes de usuários que estavam dispostos a colaborar com o trabalho e permitiram a captação dos mesmos.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: no Capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica utilizada na elaboração da proposta. No Capítulo 3 está a descrição dos trabalhos relacionados com esta dissertação e uma comparação entre eles. O Capítulo 4 discorre sobre o modelo proposto nesta dissertação, o SocialCount. No Capítulo 5 estão os resultados e a validação do modelo. Por fim, no Capítulo 6 estão as considerações finais, as sugestões para trabalhos futuros e as publicações.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são abordados os conceitos necessários para o entendimento do trabalho. Iniciamos com uma descrição das principais diferenças entre a Computação Ubíqua, Pervasiva, Tradicional e Móvel. Após, apresentamos a Computação Ciente de Contexto, seus conceitos e os diferentes tipos de contexto que ela representa. Entre estes diferentes tipos de contexto, aprofundamos o contexto social, a principal classificação estudada nesta dissertação. Para o entendimento do contexto social, conceituamos as interações e relações sociais e explicamos a sociometria e os sociogramas utilizados para a representação das interações. Por fim, sintetizamos as áreas e os termos encontrados na literatura da Computação que possuem aspectos relacionados às questões sociais.

2.1 COMPUTAÇÃO UBÍQUA E PERVASIVA

O termo Computação Ubíqua foi utilizado pela primeira vez por Weiser (1991). Ele defende que futuramente o usuário se preocupará apenas com a tarefa e não com as ferramentas utilizadas para a realização desta, uma vez que a tecnologia estará implicitamente no contexto. Segundo o autor, as tecnologias mais profundas são aquelas que desaparecem, elas estão presentes no cotidiano e integradas em atividades diárias, tornando-se onipresentes.

O principal objetivo da Computação Ubíqua é difundir a interação homem-máquina e torná-la transparente. Segundo Prasad (2012), o objetivo é a integração de comportamentos naturais do ser humano com a computação.

O paradigma da Computação Ubíqua é inserido para pequenos dispositivos computacionais distribuídos e integrados, estando em um ambiente fixo ou móvel, oferecendo serviços e informações independente do local atual do usuário. Sendo assim, a Computação Ubíqua é incorporada no dia a dia, dando autonomia, portabilidade e mobilidade às necessidades e tarefas de cada usuário (SAHA; MUKHERJEE, 2003).

Assim como Prasad (2012), muitos autores consideram a Computação Ubíqua e a Computação Pervasiva sinônimos. Porém, de acordo com Araujo (2003), a Computação Ubíqua surge com a necessidade de obter mobilidade a um conjunto de funcionalidades encontradas na Computação Pervasiva.

Segundo Roussos (2006) o que diferencia a Computação Ubíqua dos outros paradigmas é o fato dela ter a capacidade de se comunicar com outros dispositivos computacionais, pois a comunicação está inserida em locais, objetos, e até mesmo nas pessoas, desta maneira é possível interagir livremente com recursos digitais.

A Figura 2.1 apresenta o grau de imersão e mobilidade das áreas da Computação

Ubíqua, Computação Pervasiva, Computação Móvel e dos métodos tradicionais da computação.

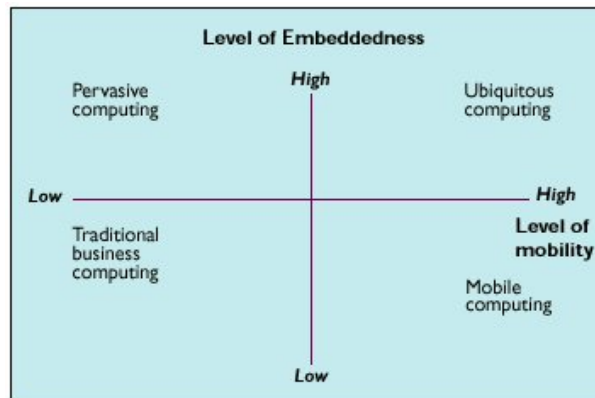


Figura 2.1 – Diferença entre computação tradicional, móvel, ubíqua e pervasiva. Fonte: Lyytinen e Yoo (2002)

A Computação Ubíqua situada no primeiro quadrante, tem alto grau de mobilidade e alto grau de integração com o ambiente. Ela consiste em pequenos dispositivos computacionais distribuídos e integrados, organizados em diversos ambientes, a fim de fornecer serviços e informações independente do local.

A Computação Pervasiva situada no segundo quadrante, tem baixo grau de mobilidade e alto grau de integração com o ambiente. Ou seja, o computador está presente de forma invisível ao usuário, podendo obter informações sobre o ambiente que ele está operando e ajustar aplicações para melhor atender as necessidades dos usuários. Porém, os sistemas são fixos a um local específico.

A Computação Tradicional situada no terceiro quadrante, tem baixo grau de mobilidade e baixo grau de integração com o ambiente. Ela é reconhecida pelo conjunto de *workstations*, desktops, mainframes entre outros equipamentos que os usuários executam tarefas como troca de informações. Estes equipamentos geralmente utilizam periféricos (mouse, teclado e monitor).

A Computação Móvel situada no quarto quadrante, tem alto grau de mobilidade e baixo grau de interação com o ambiente. Ela tem autonomia para deslocar-se através de serviços computacionais, gerando sistemas sempre presentes, auxiliando o usuário a suprir suas necessidades relacionados a serviços computacionais independente da sua localização.

Portanto, a Computação Ubíqua pode ser definida como a união da Computação Pervasiva e da Computação Móvel. Dessa forma, as aplicações desenvolvidas nos moldes da computação ubíqua possuem alto grau de mobilidade e alto grau de imersão. Uma área que utiliza os padrões da Computação Ubíqua é chamada de Computação Ciente de Contexto.

2.2 COMPUTAÇÃO CIENTE DE CONTEXTO

A Computação Ciente de Contexto é representada pela capacidade do sistema utilizar do contexto em que se encontra no momento fornecendo informações/respostas apropriadas para os usuários. Segundo Schilit, Adams e Want (1994), os principais fatores para modelar o contexto são: “onde você está”, “com quem você está” e “que recursos estão próximos”.

Contexto é um conceito muito amplo, desse modo a definição de um contexto pode ser muito diversa. Os trabalhos na área geralmente mostram o seu objetivo através de implementações com diferentes níveis de consciência. Dey (2001) definiu três categorias de recursos que uma aplicação sensível ao contexto pode adotar:

- Apresentação de informações e serviços a um usuário: uma aplicação ciente de contexto pode perceber que o usuário está em um museu e oferecer informações relevantes a respeito de alguma obra. Ou ainda, perceber que o usuário está em uma cidade diferente das cidades que ele costuma visitar e recomendar restaurantes próximos em horários que o usuário costuma almoçar ou jantar.
- Execução automática de um serviço: um exemplo prático seria a capacidade de reconhecer que o usuário está em uma biblioteca estudando e bloquear as notificações do seu dispositivo móvel, para que não ocorra um desvio de atenção. Nesse caso, seriam necessárias informações sobre a localização atual do usuário e a atividade que ele está realizando. Quando o aplicativo identificar que a atividade ou a localização do usuário sofreu alguma alteração, poderá desbloquear as notificações automaticamente.
- Ligação de um contexto a uma informação: a aplicação ciente de contexto pode fazer a marcação de contextos de acordo com determinadas informações. Por exemplo, com os dados do acelerômetro, batimentos cardíacos, localização e horário pode gerar uma informação que o usuário está se exercitando. Sendo assim, o aplicativo pode supor que o usuário está em uma academia de ginástica realizando atividades físicas.

Segundo Abowd et al. (1999), existem diferentes formas de utilizar a sensibilidade do contexto, podendo estas formas interagirem em conjunto ou separados. O contexto pode ser classificado em cinco categorias: contexto de ambiente, contexto pessoal, contexto de tarefa, contexto espaço-temporal e contexto social. De acordo com Kofod-Petersen e Cassens (2006), essas categorias podem ser definidas como:

- Contexto de ambiente: captura o que está ao redor do usuário como itens, serviços, pessoas e informações acessadas pelo usuário.

- Contexto pessoal: descreve informações mentais e psíquicas do usuário como humor, experiência e deficiências.
- Contexto de atividade: descreve o que o usuário está fazendo, seus objetivos e atividades.
- Contexto espaço-temporal: descreve atributos como horário e local.
- Contexto social: é o foco desse trabalho e será abordado detalhadamente na seção 2.2.1.

2.2.1 Contexto Social

Segundo Kofod-Petersen e Cassens (2006), contexto social descreve aspectos sociais do usuário, como informações sobre amigos, parentes e colegas. Para Kolvenbach, Grather e Klockner (2004) e Carter (2013) o contexto social é o meio pelo qual as pessoas podem se relacionar facilmente. Adams, Phung e Venkatesh (2008) adicionam lugares e atividades ao conceito. Portanto, segundo a definição de contexto de Schilit, Adams e Want (1994) citada anteriormente, o contexto social aborda dois dos principais aspectos para definir o contexto, que são: “onde você está” e “com quem você está”.

Portanto, um contexto social é caracterizado pelas suas relações sociais e pelo seu local. Segundo Primo (2007), as relações sociais são formadas por interações sociais que possuem intensidade e intimidade. Com base nos conceitos apresentados, podemos considerar que as interações sociais são a unidade elementar para a constituição do contexto social. A partir delas são formadas as relações que definem um contexto.

Para Hari e Kujala (2009) a interação social envolve a comunicação em todas as suas formas. De acordo com Primo (2007), as interações são ações que tem o princípio da reciprocidade, ou seja, uma compreensão equivalente dos interagentes sobre a natureza e qualidade de seu relacionamento. Essas interações geram relações que possuem intensidade e intimidade. Segundo Park, Burgess et al. (1921), interação social é o modo que as pessoas se relacionam umas com as outras em determinado contexto social.

Portanto, as interações sociais são ações relacionadas à comunicação. Essas ações são recíprocas e geram relações que possuem níveis de intimidade e intensidade. As relações refletem aspectos sociais que representam o contexto social do usuário. Segundo Thompson (1998), as interações sociais podem ser classificadas como interação face a face e interação mediada.

A interação face a face acontece num contexto de co-presença, pois os participantes possuem o mesmo referencial de tempo e espaço. A interação possui um fluxo

de informação e comunicação bidirecional (ida e volta). Além do diálogo, os participantes realizam sinais não verbais para transmitir mensagens e interpretá-las, como gestos e expressões faciais. Os sinais não verbais ajudam a reduzir ambiguidades nas mensagens.

Já a interação mediada necessita de um meio de comunicação intermediando esta comunicação. É necessário o uso de um meio técnico (papel, fios elétricos, ondas eletromagnéticas, etc.) que possibilita a transmissão de informação e conteúdo simbólico para indivíduos situados remotamente no espaço, no tempo ou em ambos. Os participantes podem estar em contextos espaciais ou temporais distintos. Este tipo de interação está submetida a maior chance de ambiguidade na comunicação, pois os sinais não verbais ficam comprometidos.

O modelo proposto neste trabalho (SocialCount) detecta apenas as interações face a face. Cada interação inferida contém informações sobre o dia, local e hora em que foram realizadas e as pessoas que participaram dela. Esse conjunto de informações são classificadas para a definição do contexto social. O processo de classificação do SocialCount é baseado na proposta de Biamino (2011), que possui uma interpretação de contexto social do ponto de vista da Computação Ubíqua e Pervasiva.

Biamino (2011) sugere que o contexto social pode ser representado através de redes. Segundo ela, o contexto social é similar a agregações ou grupos sociais identificados como uma série de nodos em um determinado local, ligados por algum tipo de vínculo (relações) que determinam sua natureza. O contexto social pode ser definido de acordo com a tupla que descreve a rede:

$$cxt = \langle \text{Tamanho}, \text{Densidade}, \text{TipodeRelacionamento} \rangle \quad (2.1)$$

O Tamanho representa o número de nodos em um local definido:

- Pequeno ($n \leq 5$): uma rede com um pequeno número de nodos;
- Privado ($5 < n \leq 20$): uma rede com alguns nodos;
- Aberto ($20 < n \leq 50$): uma rede relativamente grande;
- Amplo ($n > 50$): uma rede com um número muito grande de nodos;

A Densidade representa o número de conexões entre os nodos, ou seja, representa as interações sociais entre os nodos:

- Clique: estrutura sociométrica composta por três ou mais nodos que se relacionam mutuamente entre si (CORNEJO, 2006);
- Fácil: estrutura que fecha triângulos facilmente;
- Difícil: estrutura com muitos nodos isolados, difícil de fechar triângulos;

O Tipo de Relacionamento é definido pelo principal tipo de relacionamento ocorrido entre os nodos da rede.

- Desconhecidos: não existe interação social entre os nodos;
- Conhecidos: dois nodos que possuem algumas interações sociais.
- Amigos: dois nodos que possuem muitas interações sociais.

É importante destacar que os termos “Amigos”, “Conhecidos” e “Desconhecidos” são apenas nomenclaturas utilizadas para a classificação da quantificação das interações. Estes termos não são utilizados com a semântica natural deles. Para definir uma relação de amizade deve-se considerar muitos outros fatores além das interações sociais, estes fatores não são abordados neste trabalho.

As redes citadas pela autora são baseadas em ontologias. Neste trabalho as redes são formadas por Sociogramas. Os Sociogramas são abordados detalhadamente na Seção 2.3.

2.3 SOCIOGRAMAS

Sociogramas são representações gráficas dos links sociais que uma pessoa possui. É um desenho gráfico que traça a estrutura das relações interpessoais em uma situação de grupo. Moreno (1934) desenvolveu o sociograma para representar os dados da Sociometria.

2.3.1 Sociometria ou Teste Sociométrico

A palavra sociometria vem do Latim “socius” que significa social, e “metrum” que significa medida. A sociometria é utilizada para medir o grau de relacionamento entre as pessoas. Uma das importâncias de medir as relações é auxiliar em possíveis mudanças que possam trazer benefícios para um grupo. Com a sociometria é possível reduzir conflitos entre as pessoas e melhorar a comunicação entre elas, pois permite que um grupo de pessoas possam analisar suas próprias ações (ROCK; PAGE, 2009).

Moreno (1934) criou o termo sociometria e o definiu como um estudo matemático das propriedades psicológicas das populações, utilizando técnicas experimentais para obter resultados através da aplicação de métodos quantitativos. O teste sociométrico consiste, basicamente, em um questionário simples.

Cada participante é solicitado a escolher, no grupo ao qual pertence, os indivíduos que ele gostaria de ter como parceiros para determinadas atividades. Assim como, os indivíduos que ele não gostaria de ter como parceiros.

As questões podem ser formuladas de maneira a atender propósitos diversos de relacionamento interpessoal. Sendo assim, diferentes critérios de escolhas podem produzir estruturas diferentes de um mesmo grupo (XAVIER, 1990)

De acordo com Bronfenbrenner (1944), a seleção do critério pode gerar ou arruinar uma intervenção sociométrica. Toda a coleta de dados realizada em ciências sociais são obtidas através de perguntas. A pergunta deve ser feita de forma clara, sem ambiguidades. Os testes sociométricos estão sujeitos a erros humanos. O erro pode estar na escolha do critério, na formulação das questões (ambiguidade) ou nas respostas dos participantes (respostas tendenciosas).

2.4 ASPECTOS SOCIAIS NA COMPUTAÇÃO

Esta seção expõe um panorama geral de como são abordados os aspectos sociais na computação. Encontramos termos, conceitos, metodologias e taxonomias relacionados ao tema.

2.4.1 Computação Social

A computação social começa com a observação de que os humanos e o comportamento humano são profundamente sociais. Desde o nascimento, os humanos se orientam um para o outro e, à medida que crescem, desenvolvem habilidades para interagir um com o outro. Isso varia desde a expressão e os gestos até a linguagem falada e escrita. Como consequência, as pessoas são notavelmente sensíveis ao comportamento daqueles ao seu redor e fazem inúmeras decisões que são moldadas pelo seu contexto social (KEMI, 2016).

A computação social é um campo de pesquisa e aplicação interdisciplinar com bases teóricas, incluindo ciências computacionais e sociais. Para apoiar a interação social e a comunicação, ela depende da comunicação; interação homem-computador; teorias sociológicas, psicológicas, econômicas e antropológicas; e análise da rede social (WANG et al., 2007).

As aplicações de computação social são impulsionadas pelas necessidades de desenvolver melhores softwares sociais para facilitar a interação e a comunicação entre grupos de pessoas (ou entre pessoas e dispositivos), computadorizar aspectos da sociedade humana e prever os efeitos da mudança de tecnologias e políticas sobre comportamento

social e cultural (WANG et al., 2007). Os sistemas suportam a coleta, representação, processamento, uso e divulgação de informações distribuídas em coletividades sociais, como equipes, comunidades, organizações e mercados. Além disso, a informação não é "anônima", mas é significativamente precisa porque está ligada a pessoas, que por seu turno estão ligadas a outras pessoas (SCHULER, 1994).

2.4.2 Computação socialmente consciente

Os seres humanos são seres sociais. Assim, a noção de consciência social do contexto estende a visão da computação consciente de contexto (KABIR; COLMAN; HAN, 2014). A computação socialmente consciente inclui métodos poderosos para monitorar e analisar as interações sociais, especialmente as interações de longo prazo em grandes comunidades e organizações, subsumindo informações de muitas interações individuais em modelos agregados de comportamento humano e dinâmicas sociais (LUKOWICZ; PENTLAND; FERSCHA, 2012).

As aplicações socialmente conscientes são serviços que exploram qualquer informação que descreva o contexto social do usuário, como relações sociais, interações sociais ou situações sociais e incorpora a capacidade de rastrear e modelar processos sociais, estruturas e padrões comportamentais em curso (FERSCHA, 2012).

A área surgiu através da tendência de usar os telefones móveis das pessoas para detecção móvel em grande escala. No entanto, a computação socialmente consciente é mais do que somente uma escala de detecção. Em vez disso, permite tipos de aplicações fundamentalmente novos, estendendo a noção de consciência de contexto a um domínio de aspectos sociais.

2.4.3 Sensoriamento em dispositivos móveis

O Sensoriamento em dispositivos móveis (Mobile Phone Sensing), é uma área da Computação Móvel que tem o objetivo de fazer o sensoriamento de diversas características do usuário. De acordo com Khan et al. (2013), os dispositivos atuais possuem sensores especializados, como sensor de luz ambiente, acelerômetro, bússola digital, giroscópio, GPS, proximidade, câmera, microfone. No sensoriamento móvel os dispositivos são utilizados como um servidor de sensores para coletar, processar e distribuir os dados em torno das pessoas.

Segundo Lane et al. (2010), os sensores disponibilizam o desenvolvimento de aplicações para uma variedade de domínios, como saúde, redes sociais, segurança, monitoramento do ambiente e transporte. Atividades como caminhar, correr e sentar, que antes

precisavam de dispositivos especializados para serem detectadas, atualmente podem ser identificadas através do download de uma aplicação específica em um dispositivo móvel.

Ali e Khusro (2016) apontam que o sensoriamento dos dados pode ser feito de duas maneiras: o sensoriamento participativo e o oportunístico. O participativo depende de ações do usuário, como entrada de dados e tomada de decisões. Já o sensoriamento oportunístico, coleta os dados automaticamente e faz a tomada de decisões para as requisições da aplicação apenas com o uso habitual do dispositivo móvel. Vale ressaltar que, considerando os moldes da Computação Ciente de Contexto, as aplicações devem realizar preferencialmente o sensoriamento oportunístico, ou seja, sem intervenção do usuário.

Ainda de acordo com Ali e Khusro (2016), a arquitetura geral para sensoriamento em dispositivos móveis possui as seguintes características: domínio da informação, módulo de sensoriamento, módulo de dispositivo móvel, módulo de servidor remoto (opcional) e módulo de visualização. O domínio da informação representa a área onde a aplicação vai coletar os dados (ambiente do usuário, contexto, atividades, relações sociais, condições fisiológicas). O módulo de sensoriamento representa os sensores que serão utilizados. O módulo de dispositivo móvel consiste no dispositivo que a aplicação vai utilizar. Ele pode ser responsável pelo processamento e inferência de informações, porém pode ficar sobrecarregado. O indicado é ter um módulo de servidor remoto para usufruir do poder dos hardwares desktop. Por fim, o módulo de visualização onde os dados do sensoriamento e conclusão das informações são exibidos para o usuário.

Além das relações sociais (indivíduos com que o usuário interage), a área em questão abrange diversas características do usuário, como o ambiente (luz, temperatura), as condições fisiológicas (alimentação, descanso, prática de exercícios) e as atividades (andando, correndo, sentado).

2.4.4 Contexto social pervasivo

De acordo com Schuster A. Rosi (2013), o Contexto Social Pervasivo combina conceitos da área de Computação Pervasiva e Computação Social. O foco do ambiente físico do usuário é movido para o seu ambiente social e o foco de interações online é voltado para as interações com pessoas face a face. Segundo Dey (2001), o contexto está vinculado a entidades (pessoas, lugares, objetos) relevantes para o usuário e a aplicação. Para a computação social, as entidades mais importantes são as outras pessoas. Dessa forma, o foco do contexto social são as pessoas.

Para Schuster A. Rosi (2013), o termo contexto pervasivo é toda a informação de entidades em torno do dispositivo pervasivo. Através de sensores é possível medir o local e a proximidade de outros dispositivos e identificar as pessoas que estão próximas. Sendo assim, a distinção entre contexto social e contexto pervasivo desaparece, levando ao termo

contexto social pervasivo.

Schuster A. Rosi (2013) elaborou a taxonomia STiPI que é um acrônimo para Space, Time, People and Information e abrange as questões 5W1H conhecidas da área de Computação Pervasiva. As questões 5W1H representam: o que (*what*), por que (*why*), onde (*where*), quando (*when*), quem (*who*) e como (*how*). As questões “o que” e “por que” não são abordadas pela taxonomia, pois não podem ser definidas e variam conforme a aplicação (“o que” representa do que se trata a aplicação e “por que” para que a aplicação foi feita). A taxonomia abrange as questões 5W1H, segundo os autores, da seguinte forma:

- Espaço (*Space - S*): é a extensão espacial que o contexto social pervasivo pode produzir e acessar. Responde o “onde”.
- Tempo (*Time - Ti*): é a extensão temporal em que o contexto social pervasivo pode produzir e acessar. Responde o “quando”.
- Pessoas (*People - P*): representa as pessoas que são descritas no contexto social pervasivo. Responde o “quem”.
- Informação (*Information - I*): é a fonte de informação de onde os dados sobre o contexto social pervasivo vem, e onde esses dados são reunidos. Responde o “como”.

Cada parte da taxonomia possui três níveis. O Espaço possui o escopo pequeno (S1), médio (S2) e qualquer lugar (S3). O Tempo possui a atividade de curto período de tempo (T1), médio período de tempo (T2) e longo período de tempo (T3). A classificação Pessoas possui os níveis individual (P1), grupos (P2) e comunidade anônima (P3). Por fim, a Informação possui o nível informação de sensores pervasivos (I1), informação de redes sociais (I2) e integração do mundo físico e virtual (I3). Portanto, é possível o desenvolvimento de diversos tipos de aplicações que se encaixam em determinados níveis da taxonomia.

O escopo pequeno (S1) aborda pessoas que estão fisicamente próximas, por exemplo em um clube. O escopo médio (S2) aborda maior extensão de pessoas interagindo do que o S1, como por exemplo uma cidade. Já o S3 representa qualquer lugar na sociedade.

A atividade de curto período de tempo (T1) inclui pessoas que o usuário conhece por pouco tempo ou tem potencial para conhecer, exemplo: uma parada de ônibus. A atividade de médio período de tempo (T2) inclui indivíduos que interagem por um objetivo em comum, por exemplo pessoas que o usuário conhece no trabalho. A atividade de longo período do tempo (T3) inclui pessoas que tem uma relação direta ou indiretamente de longo tempo, como familiares, membros do clube, empregados, amigos.

O nível individual (P1) representa os indivíduos que interagem com o usuário, o contexto social consiste em pessoas individuais (amigos, amigos de amigos, pessoas desconhecidas). No nível de grupos (P2) o contexto social consiste em grupos que interagem

com o usuário, que pode ser um cluster de amigos da rede social. No nível comunidade anônima (P3) o contexto social consiste em uma comunidade anônima que utiliza a mesma aplicação social.

A informação de sensores pervasivos (I1) representa as interações no mundo físico. A informação de redes sociais (I2) caracteriza as interações nas redes sociais. Já o nível I3 equivale a integração da informação do mundo físico e virtual, ou seja, é a união do I1 e I2.

2.4.5 Processamento de sinais sociais

A psicologia há muito tempo estuda o comportamento humano. Os métodos mais utilizados pelos pesquisadores são questionários, observação, gravações de áudio e imagem, entre outros. Estes métodos estão submetidos a alguns erros causados pela imparcialidade e a indiferença das pessoas que estão sendo avaliadas. Além de restrições de escalabilidade, pois quando a avaliação é feita por seres humanos há um limite de pessoas que podem ser avaliadas.

Para automatizar o processo de avaliação do comportamento humano, surgiu o Processamento de Sinais Sociais (Social Signal Processing - SSP). O intuito é utilizar o máximo de sensores para o levantamento de dados e detectar automaticamente as informações sobre o comportamento social dos usuários, identificando as informações do contexto em que o usuário se encontra. O SSP soluciona os problemas de imparcialidade, indiferença e escalabilidade.

Vinciarelli R. Murray-Smith (2010) definiu alguns procedimentos para a detecção de comportamento social, que mais tarde foram adaptados para o meio Mobile por Palaghias et al. (2015), que concluiu que para extrair conhecimentos sobre comportamento social em dispositivos móveis são necessários quatro passos:

1. Sensoriamento
2. Detecção de interação social
3. Extração de pistas comportamentais
4. Obtenção de conhecimento sobre comportamento social através de inferência de sinais sociais

O sensoriamento (passo 1) é feito pelos sensores presentes no dispositivo, como giroscópio, acelerômetro, câmera, microfone, etc. Cada sensor é responsável por gerar os dados de determinadas características. Por exemplo, o microfone vai gerar os dados referentes à fala do usuário, por exemplo.

A detecção de interação social (passo 2) pode ser realizada utilizando uma modalidade única ou modalidade múltipla. Na modalidade única são utilizados conexões Bluetooth ou Wi-Fi para identificar pessoas próximas. Na modalidade múltipla são utilizados conexões Bluetooth e Wi-Fi, microfone, câmera, entre outros sensores. O levantamento de dados de interações sociais possibilitam a extração de pistas comportamentais (passo 3). As pistas comportamentais são características, hábitos ou padrões de interações do usuário com as pessoas.

Durante uma interação social, além do diálogo, há gestos, feições, direcionamento da fala, etc. Todos esses atributos são chamados de sinais sociais. Eagle and Pentland (2005) descrevem sinais sociais como sinais de comunicação não-verbal emitidos quando as pessoas estão interagindo socialmente. A união destes sinais sociais por um período de tempo leva ao conhecimento do comportamento social (passo 4).

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo são descritos e analisados os trabalhos relacionados à esta dissertação. Os trabalhos foram selecionados com o objetivo de apresentar o estado da arte e as metodologias mais utilizadas de detecção de interações sociais em dispositivos móveis. As principais características levantadas para detecção de interações são: distâncias interpessoais, localização do usuário, posição relativa e atividade de conversação.

3.1 E-SHADOW, PMSN E SOCIAL SERENDIPITY

A abordagem mais comum utilizada pelos pesquisadores para reconhecer interações sociais entre dois indivíduos é a busca por ID do Bluetooth (BTID) ou ID de serviço Wi-Fi (SSID) de dispositivos próximos. Todos os dispositivos/pessoas encontrados são classificados como interações sociais. Esse método foi utilizado em E-Shadow (TENG et al., 2014), PMSN (ZHANG et al., 2012), Social Serendipity (EAGLE; PENTLAND, 2005), entre outros. Essa abordagem é simples e não requer hardwares e sensores especializados, porém a acurácia é limitada pelo alcance do Bluetooth (cerca de 10 metros) e do Wi-Fi (aproximadamente 35 metros para ambientes internos).

O E-Shadow é caracterizado como uma rede social local. A idéia deste sistema é funcionar como uma sombra. Ele é capaz de fornecer informações diferentes dinamicamente de acordo com as situações sociais, assim como a sombra pode mudar a sua forma de acordo com o movimento do sol no céu (TENG et al., 2014). Dessa forma, ele apresenta as informações dos usuários dependendo da distância em que os mesmos se encontram. Quando dois usuários estão longe um do outro, o E-Shadow fornece apenas informações gerais e breves. Quando alguém está interessado por um perfil deve aproximar-se desta pessoa, assim o E-Shadow vai liberando informações mais detalhadas progressivamente.

O PMSN (Proximity-based Mobile Social Networking), traduzido como rede social móvel baseada na proximidade, tem como objetivo promover a interação social face a face. Uma sessão do PMSN envolve dois usuários e é composta por três fases. Em primeiro lugar, dois usuários precisam descobrir um ao outro na fase de descoberta de vizinhos. Nesta fase são utilizados Bluetooth e Wi-Fi para a verificação de proximidade. Após, o PMSN precisa comparar os perfis dos usuários na fase de combinação. Por último, os dois usuários combinados entram na fase de interação, nesta fase os usuários podem trocar informações e socializar.

O Social Serendipity é sistema baseado em dispositivos móveis que utiliza endereços de hardware Bluetooth e um banco de dados de perfis de usuários para viabilizar as interações casuais face a face entre usuários próximos que não se conhecem, mas deve-

riam se conhecer por terem interesses afins (EAGLE; PENTLAND, 2005). O Serendipity utiliza um servidor centralizado para coordenar as interações sociais locais. O servidor guarda os perfis dos usuários com dados necessários para fazer as combinações, como as variáveis de atributos que definem os interesses e o ID do Bluetooth (BTID) do dispositivo. Quando dois usuários do Serendipity se aproximam, o servidor verifica se as pessoas tem interesses em comum através de uma pontuação de semelhança das variáveis, caso tenham, um sinal é enviado para ambos os dispositivos.

3.2 DARSIS

Palaghias et al. (2015) desenvolveram o DARSIS para quantificar interações sociais em tempo real. Foram utilizadas a orientação relativa dos usuários para obter a direção da face e a distância interpessoal. A proximidade entre os participantes da interação é calculada através de amostras RSSI do Bluetooth dos dispositivos. Para a identificação da direção da face foi utilizado um sistema chamado uDirect (HOSEINITABATABAEI et al., 2014).

As amostras RSSI são capturadas considerando três combinações de posições entre os dispositivos: tela para tela, tela para costas e costas para costas. Os dados capturados nos três casos passaram por treinamentos com o algoritmo de classificação MultiBoostAB com árvore de decisão J48. A proximidade é classificada como zona pública, zona social, zona pessoal e zona íntima, a Figura 3.1 representa como são classificadas estas zonas.

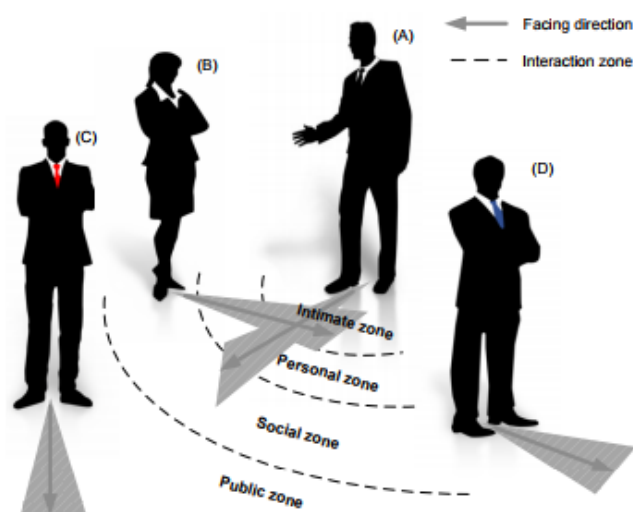


Figura 3.1 – Orientação relativa e distância interpessoal para classificação de zonas de proximidade pública, social pessoal e íntima entre os usuários. Fonte: Palaghias et al. (2015)

A orientação relativa do usuário é conhecida através do uDirect. Este sistema é capaz de identificar a orientação relativa relacionando as coordenadas da Terra e a locomoção do usuário, prevendo a direção da face sem requerimento de uma posição fixa do dispositivo.

3.3 MULTIMODALIDADES

Matic et al. (2012) utilizaram um conjunto de métodos para o sensoriamento das interações: a distância interpessoal, a posição relativa do usuário, a direção da face e a verificação de atividade de fala.

A distância interpessoal entre os dispositivos é capturada em RSSI, onde um dispositivo funciona como um ponto de acesso Wi-Fi (*Hot Spot*) e outro como Wi-Fi cliente. A posição relativa é calculada pela posição do torso em relação às coordenadas da Terra, considerando sempre a mesma posição do dispositivo móvel. A atividade de fala é detectada por um acelerômetro instalado no peito do usuário, a Figura 3.2 exibe o sensor utilizado.

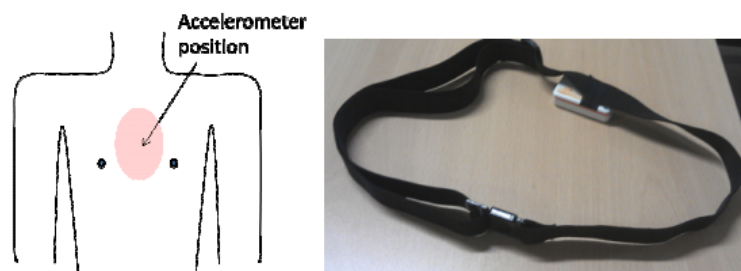


Figura 3.2 – Localização do acelerômetro utilizado no peito do usuário. Fonte: Matic et al. (2012)

O dispositivo configurado como ponto de acesso Wi-Fi caracteriza-se como um processo intrusivo pois o usuário geralmente não utiliza o seu dispositivo móvel para esse fim. Assim como o acelerômetro no peito, pois diferentemente dos smartphones, não é um dispositivo utilizado habitualmente.

3.4 SCAN

Kim e Lee (2017) desenvolveram um sistema chamado SCAN (Social Context-Aware smartphone Notification system). Esse sistema detecta o contexto social do usuário e bloqueia as notificações do smartphone para não distrair o usuário enquanto ele está interagindo.

A Figura 3.3 aborda a arquitetura proposta. O sistema faz o reconhecimento do contexto social baseado na detecção de utilização do dispositivo, detecção de voz no ambiente, de amigos próximos e da atividade sendo realizada. Os *breakpoints* são classificados por árvores de decisão e orientam o gerenciador de notificações.

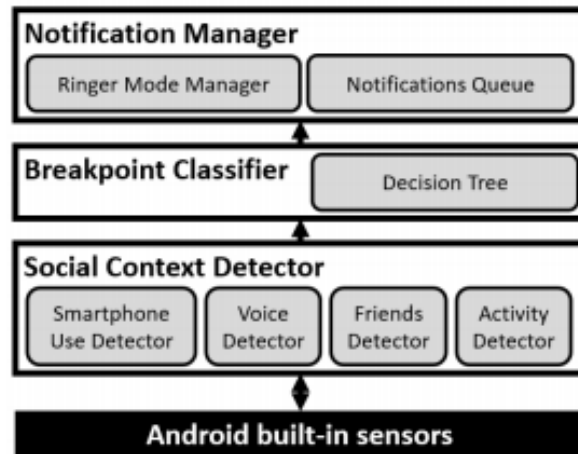


Figura 3.3 – Arquitetura do SCAN. Fonte: Kim e Lee (2017)

Os *breakpoints* liberam as notificações de acordo com os seguintes critérios: silêncio (quando não há conversação por 5 ou mais segundos), movimento (quando uma pessoa do grupo deixa a mesa), usuário sozinho (quando a pessoa está sozinha esperando pelos seus amigos) e uso (quando a outra pessoa participante da interação está utilizando o smartphone).

As interações sociais são conhecidas através de identificação de pessoas próximas e conversação. O SCAN periodicamente busca BLE beacons para detectar a presença de outras pessoas e anunciar sua própria presença, os BLE beacons foram escolhidos para implementação por não necessitarem de ações de pareamento e conexão, além de ter um consumo baixo de energia. Para a detecção de conversação foi utilizado o algoritmo YIN (CHEVEIGNÉ; KAWAHARA, 2002) que estima a frequência fundamental da fala e identifica a voz humana.

3.5 SOCIOGLASS

Xu et al. (2016) implementaram um sistema chamado SocioGlass com o intuito de promover informações adicionais sobre as pessoas que o usuário está interagindo. São disponibilizados 28 itens de informações biográficas que são classificados em 6 grupos: trabalho, pessoal, educação, social, lazer e família.

O sistema utiliza o Google Glass e um aplicativo Android que se comunicam por pareamento Bluetooth. As interações são detectadas apenas pelo reconhecimento facial.

A configuração necessária para operar o sistema está representada na Figura 3.4.

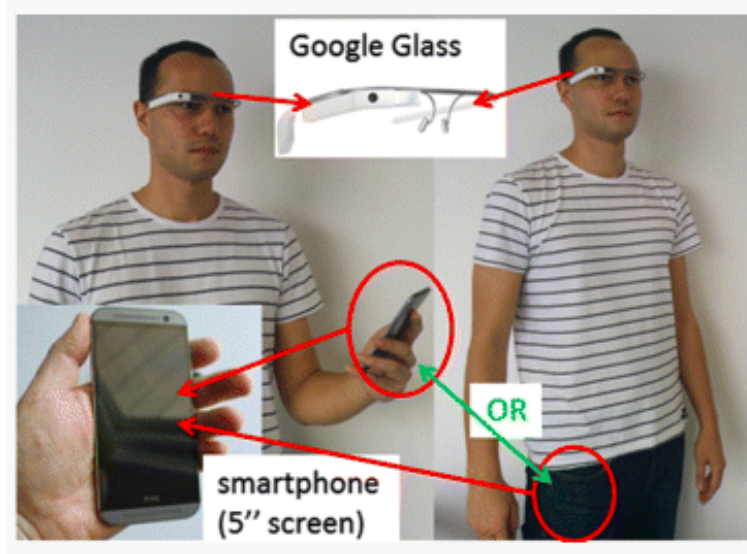


Figura 3.4 – Funcionamento do sistema mediante pareamento do Google Glass e do dispositivo. Fonte: Xu et al. (2016)

O Google Glass é responsável por capturar imagens do indivíduo que está participando da interação e enviá-las para o aplicativo. Para garantir a qualidade das imagens, o usuário recebe notificações textuais no Google Glass para posicioná-lo de modo que a face da pessoa-alvo esteja localizada em uma região central da tela do Glass.

O dispositivo recebe a imagem e realiza o processamento em busca de uma combinação no banco de dados local. Ao encontrar uma correspondência, o dispositivo recupera as informações biográficas da pessoa e envia para o Google Glass. Assim, ele exibe a informação juntamente com uma foto de retrato desta pessoa.

Se o sistema detectar nenhuma correspondência, ele exibirá a informação “Desconhecido”. Isso significa que a face detectada não está registrada no sistema ou sua identidade não está registrada no banco de dados.

Os autores também implementaram uma versão que utiliza somente o dispositivo Android, onde a imagem da face é capturada pela câmera do smartphone e as informações são apresentadas no display.

3.6 ANÁLISE DOS TRABALHOS

A Tabela 3.1 apresenta uma comparação dos trabalhos relacionados e do SocialCount. Os critérios de classificação foram elaborados para englobar os conceitos de intrusivo e oportunístico, vistos na Seção 2.4.3, destacar os trabalhos que detectam o som da fala e os que detectam quem está falando, apresentar as abordagens de detecção de interações utilizadas e relacionar as taxonomias STiPi (Seção 2.4.4) e SSP (Seção 2.4.5).

Tabela 3.1 – Tabela comparativa dos trabalhos relacionados

	E-Shadow PMSN e Social Serendipity	DARSIS	Multimodalidades	SCAN	SocioGlass	SocialCount
Intrusivo	Não	Não	Sim	Não	Sim	Não
Oportunístico	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Deteção de som da fala	Não	Não	Sim	Sim	Não	Sim
Deteção de quem está falando	Não	Não	Não	Não	Não	Sim
Abordagem para deteção de interação	Distância interpessoal (ID Bluetooth e Wi-Fi)	Distância interpessoal (RSSI Bluetooth), orientação relativa do usuário e direção da face	Distância interpessoal (RSSI Bluetooth), orientação relativa do usuário e deteção de conversação	Distância interpessoal (BLE beacons) e deteção de conversação	Deteção de imagem com GoogleGlass	Distância interpessoal (ID Bluetooth e GPS), deteção de conversação e deteção de locutor
STIPI	S1, T1, P1, I1	S1, T3, P1, I1	S1, 0, P1, I1	S1, 0, P1, I1	S1, T3, P1, I1	S1, T3, P1, I1
SSP	1, 2	1, 2, 3	1, 2, 3	1, 2, 3	1, 2, 3	1, 2, 3

Todos os trabalhos abordados possuem a seguinte classificação no STiPI: Espaço S1, Pessoas P1 e Informação I1. A classificação Tempo é a única variante, onde os trabalhos (E-Shadow, PMSN e Social Serendipity) que utilizam menos recursos, capturam apenas interação T1 de curto período de tempo, por isso não classificam estas interações em níveis. Os trabalhos Multimodalidades e SCAN possuem a classificação de tempo como 0 pois não mencionaram sobre a definição de tipos de relacionamentos consideradas. Os trabalhos DARSIS, SocioGlass e SocialCount possuem tempo T3 pois classificam as interações em níveis de intimidade.

Em relação aos passos do Processamento de Sinais Sociais (SSP), todos os trabalhos realizam o sensoriamento, detecção de interação social e extração de pistas comportamentais (passos 1, 2 e 3). Com exceção dos trabalhos E-Shadow, PMSN e Social Serendipity que realizam apenas os passos 1 e 2. Para os trabalhos citados só é necessário saber se houve ou não interação, elas não são armazenadas para a extração de conhecimento.

Os trabalhos que abordam apenas a distância interpessoal para considerar uma interação são prováveis de ter uma baixa acurácia, principalmente em situações da vida real. Tomando como exemplo uma parada de ônibus, muitas pessoas ficam fisicamente próximas e não interagem entre si, nesse caso seriam consideradas várias interações equivocadamente. O ponto positivo dessa metodologia é que a tecnologia Bluetooth e Wi-Fi são compatíveis com a maioria dos smartphones disponíveis no mercado.

O DARSIS obteve uma boa acurácia na verificação da distância interpessoal. Além disso, utilizaram a direção da face para identificar as interações, o que é uma boa abordagem considerando que as pessoas tendem a direcionar a face uma para a outra ao se comunicarem. Porém, não consideram a conversação. Isso pode facilmente ocasionar erros em casos onde duas pessoas estão paradas próximas uma da outra e olhando em direções opostas.

O trabalho de Multimodalidades e o SCAN consideram a distância e a conversação. O Multimodalidades utiliza uma abordagem intrusiva para a constatação da conversação, o que prejudica a naturalidade das ações cotidianas do usuário. O SCAN utiliza o algoritmo YIN para o mesmo fim, que também é utilizado no SocialCount. O algoritmo identifica a voz humana sem a necessidade de recursos externos ao smartphone. No cenário da parada de ônibus ainda podem haver erros, pois pessoas em torno do usuário podem estar conversando.

O SocioGlass utilizou imagens capturadas com o Google Glass. Esse pode ser considerado um procedimento intrusivo, visto que poucos usuários possuem o dispositivo e o utilizam habitualmente. Os autores fizeram uma versão que funciona somente no smartphone, porém os usuários precisam focar a câmera do celular na face das pessoas, o que prejudica a usabilidade da aplicação.

Para solucionar os problemas mencionados, o SocialCount desenvolve um conjunto

de abordagens. São implementadas a distância interpessoal, a detecção da conversação e a detecção do locutor. Esse último quesito é fundamental para a inferência correta das interações. Na próxima seção a metodologia do SocialCount é descrita em detalhes.

4 SOCIALCOUNT

O SocialCount é um modelo para inferência de interações sociais e classificação do contexto social do usuário. Para a inferência de interações sociais são considerados os seguintes critérios: presença de voz humana, verificação do locutor, verificação do local e dispositivos próximos encontrados.

Com base nos trabalhos relacionados, o diferencial do trabalho proposto é a utilização do reconhecimento do locutor para perceber as interações sociais. Ou seja, durante a conversação é feita a verificação para concluir se o locutor é o usuário ou alguém próximo a ele. O reconhecimento é implementado com metodologias amplamente conhecidas e consagradas, não sendo o foco desse trabalho elaborar um método novo.

A arquitetura do SocialCount leva em consideração a arquitetura geral do MPS vista na Seção 2.4.3. Portanto, o modelo possui um domínio de aplicação, um módulo de sensoriamento, um módulo de dispositivo móvel e um módulo de servidor remoto.

O domínio de aplicação do modelo é as interações e relações sociais que o usuário possui no seu cotidiano. O módulo de sensoriamento são microfone, GPS e bluetooth. O módulo de dispositivo móvel é composto por um aplicativo feito para o sistema Android. E o módulo de servidor remoto é responsável pelo processamento de identificação do locutor e comunicação com o banco de dados.

4.1 CLASSIFICAÇÃO DO SOCIALCOUNT

A construção do SocialCount é fundamentada nos critérios de Processamento de Sinais Sociais mencionados na Seção 2.4.5: sensoriamento (passo 1) e detecção de interação social (passo 2). As interações consideradas pelo aplicativo são somente as face a face, ou seja, que não são intermediadas por um meio de comunicação.

De acordo com a taxonomia STiPI do Contexto Social Pervasivo, o SocialCount se encaixa como Espaço S1, Tempo T2, Pessoas P1 e Informação I1. O S1 é o escopo pequeno e aborda pessoas que estão fisicamente próximas. O T2 inclui indivíduos que interagem por um objetivo em comum, por exemplo colegas de trabalho. O nível individual P1 representa os indivíduos que interagem com o usuário, consiste em pessoas individuais, como: amigos, amigos de amigos, pessoas desconhecidas. A Informação é nível I1 pois aborda somente as interações realizadas no mundo físico, ignorando o mundo virtual.

4.2 MODELO PROPOSTO

O modelo proposto deste trabalho consiste na união de métodos utilizados em trabalhos relacionados (distância Bluetooth, localização GPS, identificação de conversação) com o diferencial da identificação de locutor. A Figura 4.1 apresenta o funcionamento do SocialCount.

Primeiramente, o SocialCount permanece ativo em *background* no dispositivo do usuário para identificar quando há presença de voz. Ao detectar conversação, o aplicativo grava o áudio e envia para o servidor. O servidor verifica quem é o locutor através de assinaturas de voz previamente armazenadas e envia uma resposta (positiva ou negativa) para o dispositivo. Caso a resposta seja positiva, o dispositivo captura a localização por GPS e os dispositivos próximos por Bluetooth e envia as informações para o servidor armazená-las no banco de dados. Caso seja negativa o dispositivo descarta a interação.

As seções seguintes relatam maiores detalhes do desenvolvimento de cada uma das etapas do modelo.

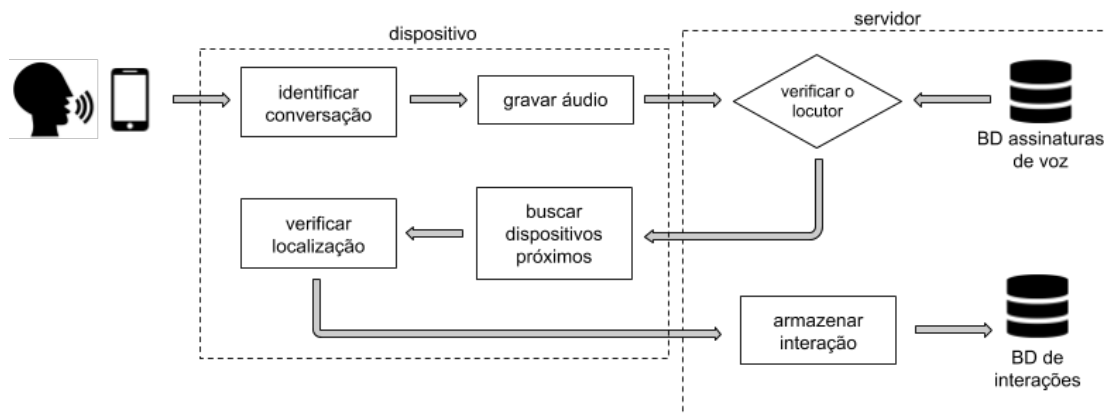


Figura 4.1 – Metodologia de detecção de interações sociais proposta pelo SocialCount

4.2.1 Reconhecimento de voz

O aplicativo permanece em *background* escutando se há presença de voz no ambiente. Este comportamento é implementado através da extensão da classe *Service* do Android. Um *Service* é um componente do aplicativo que pode realizar operações longas e não fornece uma interface do usuário. Outro componente do aplicativo pode iniciar um serviço e ele continuará em execução em segundo plano mesmo que o usuário alterne para outro aplicativo.

Ao detectar voz, o dispositivo grava uma parte da conversação e envia o áudio para o servidor. Para identificar voz humana no ambiente é utilizada a biblioteca TarsosDSP para

processamento de áudio, desenvolvida em Java. Seu objetivo é fornecer uma interface fácil de usar, em Java puro e sem dependências externas (SIX; CORNELIS; LEMAN, 2014). A biblioteca utiliza o algoritmo YIN (CHEVEIGNÉ; KAWAHARA, 2002) para a identificação de voz.

O servidor verifica se o usuário está participando da conversação através de assinaturas de voz previamente armazenadas no banco de dados. Assinaturas de voz são um conjunto de áudios que contém características da voz de cada usuário.

Para a captura das assinaturas de voz, profissionais do Programa de Pós-Graduação em Distúrbios da Comunicação Humana (PPGDCH) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) auxiliaram no desenvolvimento de sentenças que abordam a maioria dos fonemas consonantais da Língua Portuguesa em diferentes contextos vocálicos. As sentenças foram criadas com base na construção do experimento de Portalete, Fernandes e Pagliarin (2018 no prelo).

Primeiramente, foi realizada uma busca de palavras no VOP (Vocabulário Ortográfico Português) disponível no Portal da Língua Portuguesa (Instituto de Linguística Teórica e Computacional, 2017). Após, as palavras foram inseridas em frases-veículo a fim de inserir um contexto prosódico e dar mais naturalidade à produção da palavra. A naturalidade na reprodução das sentenças reflete na precisão das características que serão extraídas futuramente.

As frases-veículo estão representadas na Tabela 4.1. Foi preciso criar cerca de 40 frases para abordar 21 fonemas consonantais em 8 contextos vocálicos. Ao todo foram 10 assinaturas de voz geradas pela participação de usuários que reproduziram as sentenças predefinidas. Dentro deste grupo estão os usuários participantes dos testes e do levantamento de dados do SocialCount.

O SocialCount utiliza a biblioteca Recognito para a identificação do locutor. A Seção a seguir aborda o funcionamento da biblioteca.

4.2.1.1 *Recognito*

A verificação do locutor é desenvolvida com a biblioteca Recognito (CRICKX, 2014), uma biblioteca Java que realiza o reconhecimento de locutores independente de texto. A biblioteca foi capaz de identificar corretamente cerca de 500 vozes de oradores do TED¹. O Recognito fornece um alto nível de abstração para o usuário, fazendo com que a manipulação de áudio seja simples e acessível até mesmo para leigos no assunto.

Ao receber uma entrada de áudio, o Recognito realiza a remoção de silêncio e

¹TED (Tecnologia, Entretenimento, Planejamento) é uma série de conferências realizadas na Europa, na Ásia e nas Américas pela fundação Sapling, dos Estados Unidos, sem fins lucrativos, destinadas à disseminação de ideias que merecem ser disseminadas. Suas apresentações são limitadas a dezoito minutos, e os vídeos são amplamente divulgados na Internet.

Tabela 4.1 – Frases-veículo utilizadas para o desenvolvimento das assinaturas de voz

Fonemas Consonantais	Contexto vocálico	Frases	Observações
[p] [b] [t] [d] [k] [g] [f] [v] [s] [z] [ʃ] [ʒ] [tʃ] [dʒ] [ʎ] [R] [r] [m] [n] [ɲ]	[a]	-Mara vai acabar de trabalhar para dançar; -Caio compra batatas no Záfari; -A fachada da casa está arranhada; -Faça a bagagem para viajar; -As semanas passam devagar; -Lá em casa temos barraca;	
	[e]	-Eu precisei correr em setembro; -Ele é vegetariano desde pequeno; -Eles comeram a merenda hoje; -Esses fregueses sempre pedem beterraba e feijão da colheita; -Sonhei com cheiro de nenê;	
	[i]	-Vitor disse que sairia às quinze; -Digitei o livro da minha tia Nice; -Seguir dieta de hibisco, chia e aipim é difícil; -O filhinho ficou irritado com os grunhidos do Zizi;	No nosso contexto sociolinguístico, não existe /d/ + /i/, nem /t/ + /i/. O que existem são africadas, a junção de /t/ + /j/ = [tʃi.e] e /d/ + /ʒ/ = [dʒi.e]
	[o]	-O boto nada e os pombos voam; -Como molhos e sopas e tomo vinho no inverno; -O condor é amoroso; -O estojo roxo pegou fogo; -O lobo uivou;	
	[u]	-O Dumbo azul é muito orelhudo; -Os alunos buscam um futuro seguro; -O assunto da cúpula uruguaia foi o vulcão; -Juca arrumou a chuteira; -Não temos nenhum minuto a mais;	
	[ã]	-Ganhamos uma fã na janta; -O galã e a dama estão casando no barranco; -A anã teme a aranha na cama; -A amante queria uma paixão na cabana; -A lhama e a panda estão na savana; -A santa come pão;	
	[ɛ]	-A cadela de Pele é sapeca, a de Zezé é careca e a de Jeca é banguela; -Teté quer mel e vela; -A festa em Ilhéus é a céu aberto e tem axé; -O pinhé voou reto na janela;	
	[ɔ]	-Sopra o pó da bola e da cartola; -A Carol adora golas, jóias e relógios da moda; -A nossa vovó é canhota e se sacode no forró; -O cadarço do ilhó está para fora;	

normalização, numa fase de pré-processamento. Após, ele calcula a distância euclidiana através das variáveis:

- VPI: assinatura de voz identificada; representa as assinaturas de voz já armazenadas.
- VPU: assinatura de voz desconhecida; representa o áudio de entrada.
- UM: modelo universal; média de todas as assinaturas de voz armazenadas.

De acordo com o desenvolvedor da ferramenta, Crickx (2014), ao colocar as variáveis em uma linha reta, pode-se calcular a distância entre VPI/VPU e a distância entre VPU/UM. Assim é possível identificar o VPI mais próximo de VPU. O UM atua como a distância máxima.

Para aumentar o índice de acertos, o desenvolvedor da biblioteca recomenda a utilização de várias assinaturas de voz para aprimorar o valor do modelo universal. Caso tenha apenas uma assinatura armazenada, o nível de semelhança será sempre igual a 50%. Por isso, além das 10 assinaturas de voz dos usuários, foram acrescentadas mais 30 assinaturas de oradores do TED.

Para criar as assinaturas de voz é necessário enviá-las como parâmetro para o método *'createVoicePrint'*. Este método extrai as características do áudio de entrada, atualiza o valor do modelo universal e armazena a assinatura de voz para ser comparada posteriormente. O método *'identify'* tem como retorno um valor estatístico representado pela porcentagem de semelhança alcançada. A Figura 4.2 apresenta um trecho de código como exemplo de utilização básica da biblioteca.

```
// Create a new Recognito instance defining the audio sample rate to be used
Recognito<String> recognito = new Recognito<>(16000.0f);

VoicePrint print = recognito.createVoicePrint("Elvis", new File("OldInterview.wav"));

// handle persistence the way you want, e.g.:
// myUser.setVocalPrint(print);
// userDao.saveOrUpdate(myUser);

// Now check if the King is back
List<MatchResult<String>> matches = recognito.identify(new File("SomeFatGuy.wav"));
MatchResult<String> match = matches.get(0);

if(match.getKey().equals("Elvis")) {
    System.out.println("Elvis is back !!! " + match.getLikelihoodRatio() + "% positive about it...");
}
```

Figura 4.2 – Exemplo básico de utilização do Recognito. Fonte: GitHub Recognito.

A extração das características de voz para gerar as assinaturas é realizada por Codificação Preditiva Linear (LPC – *Linear Prediction Coding*). Este método é um dos codificadores paramétricos de sinais de voz mais poderosos e utilizados (CARVALHO; DANILO, 2000). O método extrai os parâmetros para o modelo do trato vocal diretamente da

forma de onda no tempo, obtendo um resultado melhor do que outros métodos que obtêm seus parâmetros a partir do espectro de frequência.

A LPC é uma forma de compressão de sinais digitais de áudio, usada principalmente no processamento de sinal de áudio e de voz que utiliza o modelo de predição linear. É uma ferramenta utilizada em diversas áreas, tais como filtragem adaptativa, economia e geofísica. Em processamento de fala, a predição linear é talvez a forma mais comum de análise do sinal e desempenha um papel fundamental em diversas aplicações (reconhecimento de fala, reconhecimento de locutor, compressão, modelagem etc.) (NETO M., 2013).

A predição linear recebe esse nome por considerar que cada amostra do sinal de fala pode ser aproximada (predita) a partir de uma combinação linear de amostras passadas. Os pesos dados às amostras passadas nesta combinação são denominados coeficientes de predição linear. Estes coeficientes caracterizam a forma do trato vocal. Uma sequência de conjuntos de coeficientes pode ser usada para caracterizar a forma variável do trato vocal ao longo do tempo. Essa representação é amplamente usada por causa dos algoritmos particularmente eficientes associados a ela. (BRADBURY, 2000)

Uma propriedade dos filtros de predição linear é que se o sinal de resíduo for usado como sinal de excitação do filtro, o sinal obtido é indistinguível do sinal original. Ou seja, com a predição linear obtém-se tanto o sinal de excitação quanto o filtro necessário para a síntese do sinal de fala.

4.2.2 Captura de interações

O SocialCount pode classificar uma interação de duas formas: participação ou monitoramento. Na participação, o servidor identifica que quem está falando é o usuário, então ele está participando da interação. No monitoramento, o servidor identifica que quem está falando não é o usuário, mas alguém próximo a ele. Caso essa pessoa que está interagindo próximo a ele tenha a sua assinatura de voz armazenada no banco, o dispositivo do usuário pode enviar a informação sobre essa interação ao servidor.

4.2.3 Proximidade

Ao receber a resposta, o aplicativo faz uma busca Bluetooth para detectar os BTIDs dos dispositivos próximos. O intuito dessa busca é descobrir com quem o usuário está interagindo. Após a busca, o SocialCount utiliza a localização GPS para encontrar a latitude e longitude de onde a interação foi realizada. Se o usuário optar por não ligar o Bluetooth e o GPS, o SocialCount continua funcionando normalmente. Porém deixa nulo os campos

de latitude, longitude e dispositivos próximos. Essa característica foi desenvolvida para ser utilizada em casos onde a bateria precisa ser economizada.

4.3 ARQUITETURA

A arquitetura do SocialCount é composta por três módulos: um aplicativo móvel, um servidor externo e um banco de dados. As seções seguintes apresentam em detalhes estes módulos.

4.3.1 Aplicativo móvel

A Figura 4.3 ilustra o diagrama de classes do aplicativo. Ao executar a aplicação, a classe *MainActivity* é chamada. Esta classe representa a tela inicial do aplicativo. Ela é responsável por requisitar as permissões necessárias ao usuário (gravação de áudio, acesso à internet, habilitação de bluetooth, wifi e GPS) e inicializar a classe *VoiceDetector* que estende o componente *Service* (visto na seção 4.2.1).

Através da tela inicial *MainActivity*, é possível navegar até a tela de configuração do usuário. A classe *UserSettings* é responsável por setar o nome, id do bluetooth e imei do dispositivo do usuário. As informações são enviadas para a classe *HttpUserUpload* que irá se conectar ao servidor para armazená-las no banco.

A classe *VoiceDetector* é o núcleo da aplicação e administra a execução das classes *HttpFileUpload*, *HttpInteractionUpload* e *WavRecorder*. Além disso, ela é responsável pela identificação de conversação, detecção de pessoas próximas e detecção da localização.

A classe *WavRecorder* realiza a gravação de áudio para análise de locutor. Ela é invocada por *VoiceRecorder* e retorna os dados de áudio para a mesma. As classes *HttpFileUpload* e *HttpInteractionUpload* operam a conexão com o servidor para envio e recebimento de informações.

HttpFileUpload é encarregada de enviar o trecho de áudio recebido da classe *VoiceDetector* e aguardar uma resposta do servidor. Esta resposta pode ser o identificador do locutor, ou uma mensagem de que não foi possível localizá-lo. *HttpInteractionUpload* recebe os dados capturados da interação pela classe *VoiceDetector* e envia para o servidor armazená-los.

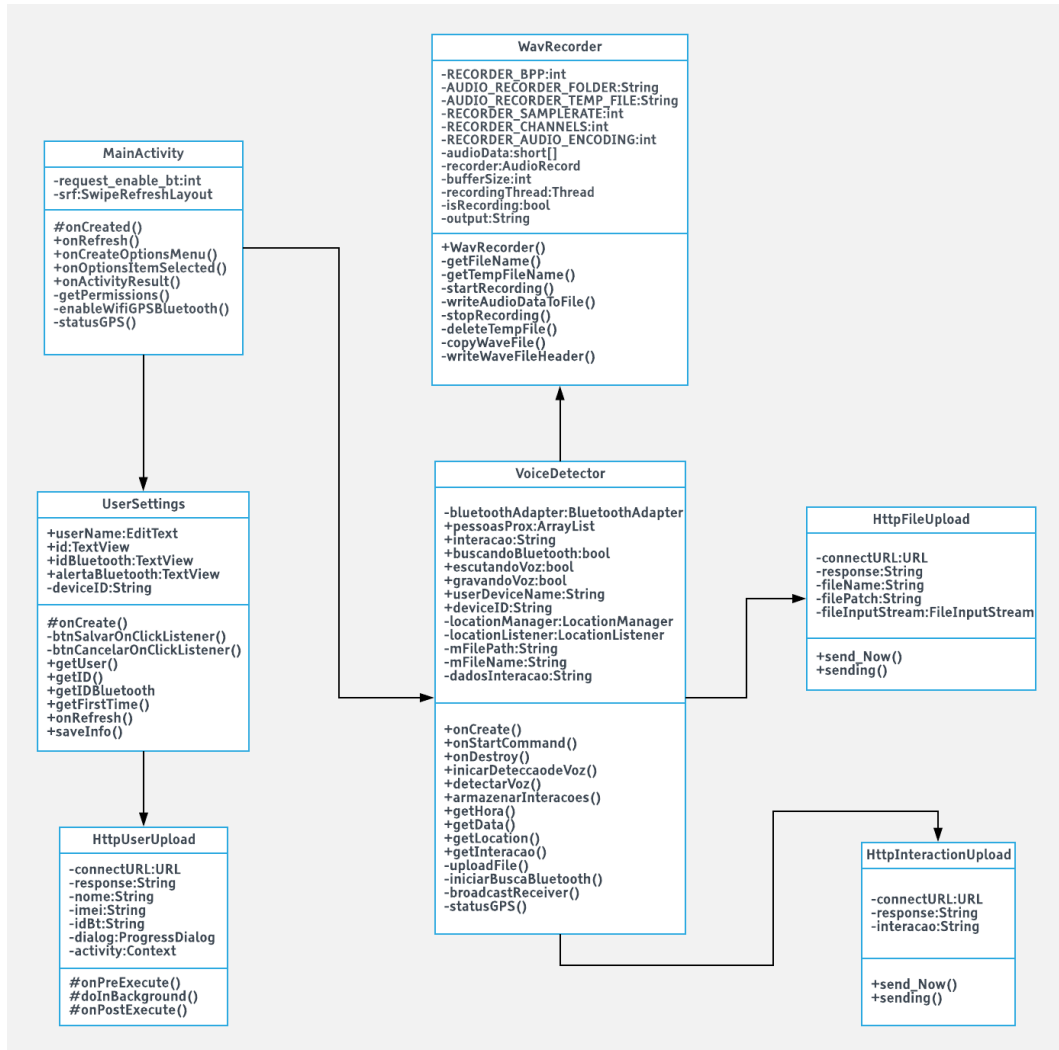


Figura 4.3 – Diagrama de classes do aplicativo

4.3.2 Servidor

A Figura 4.4 ilustra o diagrama de classes do servidor. As classes do servidor que viabilizam a comunicação (POST/GET) com o aplicativo são: *Server*, *ArmazenarInteracao* e *ArmazenarUsuario*. A classe *Server* recebe um trecho de áudio do aplicativo e envia para a classe *SpeakerRecognition*. A classe *SpeakerRecognition* é responsável pelo processamento do áudio e a verificação do locutor. Para realizar a verificação, a classe utiliza informações de usuários armazenados na classe *User* e retorna um resultado. Por fim, a classe *Server* retorna o resultado para a aplicação.

A classe *ArmazenarInteracao* recebe os dados de uma interação para ser armazenada no banco, assim como *ArmazenarUsuario* recebe os dados de usuários para o mesmo fim. As duas classes utilizam *ConexaoMySQL* para fazer a conexão com o banco de dados.

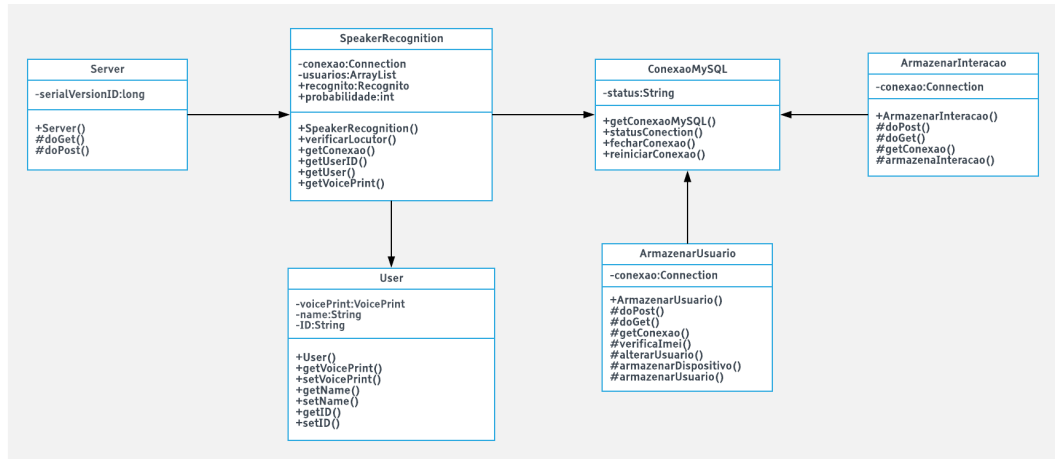


Figura 4.4 – Diagrama de classes do servidor

4.3.3 Banco de dados

O sistema de gerenciamento de banco de dados utilizado é o MySQL, o banco é composto por cinco tabelas: Usuario, Participacao, Monitoramento, Dispositivo e Interacao. A Figura 4.5 exibe a modelagem do banco.

Como mencionado na seção 4.2.2, o sistema pode distinguir entre monitoramento e participação de interações. As tabelas Monitoramento e Participacao são responsáveis por este comportamento. A tabela Usuario guarda o nome, id e a assinatura de voz do usuário. A tabela Dispositivo guarda o imei e o id. A tabela Interacao armazena todas as informações referentes ao local (latitude e longitude), probabilidade da ocorrência da interação e a data e hora.

O banco foi pensado de forma que pudesse retornar em apenas uma consulta as seguintes informações: usuário do dispositivo que capturou a interação, usuário reconhecido como locutor, data da interação, horário, probabilidade, latitude, longitude e dispositivos próximos.

4.4 DESENVOLVIMENTO DE SOCIOGRAMAS

Os dados armazenados no banco são utilizados para gerar os sociogramas (abordado na seção 2.3). Um sociograma pode representar as interações entre os usuários em um local determinado ou as interações realizadas apenas por um usuário específico. Os usuários são representados por nodos e os relacionamentos são representados por arestas, direção e quantidade de interações.

Os sociogramas são responsáveis por transformar os dados armazenados no banco de dados em informações sobre as interações sociais dos usuários.

A primeira etapa para o desenvolvimento de um sociograma é a definição do in-

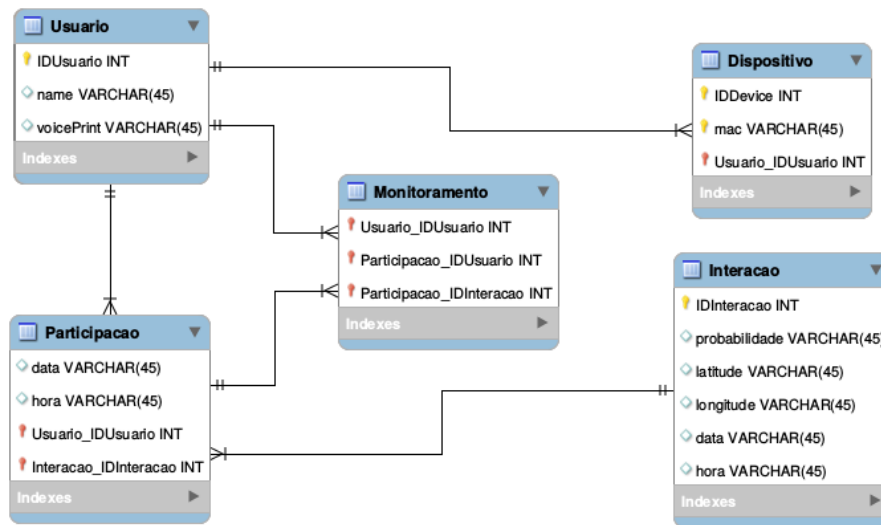


Figura 4.5 – Modelagem do banco de dados

tervalo de horário e o local onde ele será aplicado. Apenas os dados decorrentes destes fatores são considerados. A partir da definição do escopo da aplicação do sociograma, são identificados os nodos, as interações e os relacionamentos entre eles. Após, são calculadas a quantidade de interação por nodo e a quantidade de interações por relacionamento entre dois nodos.

A Figura 4.6 exemplifica como é feito o agrupamento dos dados para identificar os relacionamentos e as interações. A cada 60 segundos é formado um grupo de interações, todos os usuários identificados neste intervalo possuem uma interação. Considerando que uma interação é composta somente por 2 nodos, são registradas $n * (n-1)$ interações, onde n é o número de usuários que interagiram naquele intervalo. Após a identificação das interações, são aplicadas algumas equações para a classificação dos relacionamentos e identificação do contexto social.

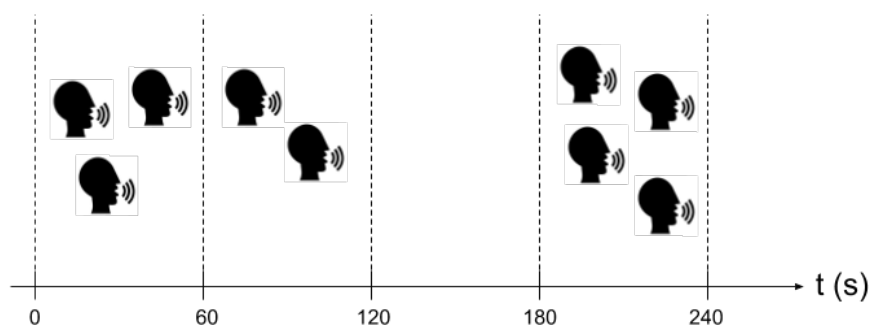


Figura 4.6 – Exemplificação do agrupamento de dados

Através dos sociogramas, descobrimos dois itens da tupla (2.1) de Biamino (2011): Tamanho (número de nodos do sociograma) e Densidade (interações entre os nodos).

4.5 CLASSIFICAÇÃO DO TIPO DE RELACIONAMENTO

Para classificar o contexto social de acordo com a equação de Biamino (2011), são utilizadas algumas equações para a classificação do Tipo de Relacionamento (TR). Primeiramente, utilizaremos uma equação baseada na proposta de Palaghias et al. (2016) para calcular a confiança de cada relação social entre dois usuários. Sabemos que uma relação social é composta por várias interações sociais, dessa forma, Q representa todas as interações sociais detectadas do relacionamento r entre dois nodos. I representa o valor total de interações realizadas pelo nodo n .

$$P(r, n1, n2) = \frac{Q(r)}{I(n1) + I(n2)} \quad (4.1)$$

Depois, definimos a média de pessoas que o usuário interagiu 4.2. N é o número total de nodos que interagiram com o nodo n . Dessa forma, a classificação leva em conta o perfil do usuário, pois alguns usuários podem interagir com mais pessoas do que outros.

$$M(n) = \frac{1}{N} \quad (4.2)$$

Por fim, classificamos o Tipo de Relacionamento. Se $P(r,n)$ for igual a 0, significa que os nodos não possuem interações, logo, eles são desconhecidos. Caso $P(r,n)$ for menor que $M(n)$, os nodos possuem interações, porém não o suficiente para ter um relacionamento de amizade, então são somente conhecidos. E caso $P(r,n)$ for maior ou igual a $M(n)$, os nodos tem um relacionamento de amizade.

$$TR = \begin{cases} P(r, n1, n2) = 0, & TR = Desconhecidos \\ P(r, n1, n2) < M(n), & TR = Conhecidos \\ P(r, n1, n2) \geq M(n), & TR = Amigos \end{cases} \quad (4.3)$$

4.6 CENÁRIOS

Esta seção tem como objetivo ilustrar algumas das áreas em que a identificação de interações sociais pode trazer benefícios. Portanto, foram feitas algumas simulações em diferentes cenários para representar a utilidade da inferência de interações.

4.6.1 Sociometria em sala de aula

Na medida em que as técnicas de medição sociométrica foram sendo refinadas e tornaram-se fáceis de administrar, as instituições de ensino passaram a se interessar pela

sociometria. O principal objetivo da sociometria em sala de aula é identificar índices de exclusão e inclusão social.

Todo professor sabe que o grupo de crianças com quem ele trabalha é mais que uma agregação de indivíduos. Ele sabe que o grupo tem forma e estrutura, que existem padrões de subgrupos, grupos muito fechados e amizades. Alguns indivíduos são mais aceitos pelo grupo do que outros, alguns são mais rejeitados. Esses fatores desempenham um papel importante na determinação de como o grupo reagirá a situações de aprendizagem e a vários tipos de gerenciamento de grupo empregados pelo professor (NSAMENANG; TCHOMBÉ, 2012).

A identificação precoce das crianças que estão sujeitas a rejeição social e negligência é fundamental. Como no caso de identificação precoce de crianças com dificuldades de desenvolvimento - às vezes descritas como "crianças em risco- as crianças que não são aceitas pelos seus pares podem ser pensadas como sendo "socialmente em risco"(HARRIS, 2011).

Através do sociograma, o professor pode facilmente identificar os alunos que merecem atenção no aspecto social. Assim, os profissionais responsáveis podem intervir para oferecer uma experiência social mais agradável ao aluno. Cada caso deve ser analisado especificamente para cada aluno, uma vez que o baixo índice de interação social pode ser derivado de várias fontes, tais como: influência de problemas pessoais, ausência familiar, comportamento diferenciado (impulsividade e agressividade), bullying, etc. (SILVEIRA; WAGNER, 2012).

Para ilustrar o uso do SocialCount em uma sala de aula, simulamos os dados das interações entre 10 estudantes. Considerando que o aplicativo capturou os dados durante 1 dia, aplicamos as equações de classificação (4.1, 4.2, 4.3) e obtivemos os resultados da Tabela 4.2. De acordo com a classificação 2.1, podemos considerar o seguinte contexto para o cenário:

$$ctx = \langle Privado, Difícil, Desconhecidos \rangle \quad (4.4)$$

Privado pois possui 10 nodos, Difícil pois os triângulos são formados, em grande parte, pelos mesmos usuários e o tipo de relacionamento mais presente é Desconhecidos. A Figura 4.7 apresenta o sociograma gerado. O sociograma é uma segunda forma de interpretação dos resultados da tabela.

Através dos resultados podemos obter uma análise do perfil dos usuários. Por exemplo, os usuários user02 e user09 se relacionam com poucas pessoas, já o user05 interage com várias. Porém, os usuários citados que se relacionam com menos pessoas possuem mais amigos. Pessoas isoladas, como o user10, podem ser facilmente identificadas e receber maior atenção por estarem socialmente em risco.

Contextos que possuem a densidade classificada como Difícil possuem maior chance de conter exclusão social e usuários socialmente em risco. Porém, mesmo em contextos

onde a densidade é Fácil ou Conectado pode ocorrer a exclusão social ou a identificação de perfis de pessoas com dificuldade de se relacionar.

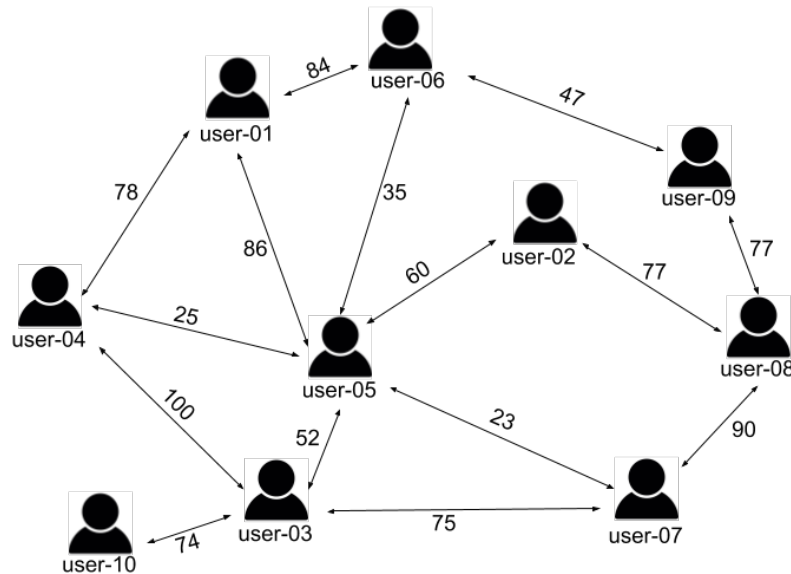


Figura 4.7 – Sociograma gerado dos dados da sala de aula

4.6.2 Controle de epidemias

O contato humano é o fator mais importante na transmissão de doenças infecciosas (CLAYTON; HILLS, 1993). Muitas doenças se espalham em populações humanas através do contato entre indivíduos infecciosos (pessoas portadoras da doença) e indivíduos suscetíveis (pessoas que ainda não têm a doença, mas podem obtê-la) (NEWMAN, 2002). Esses contatos geram redes chamadas redes de contato, que são redes de interação através das quais as doenças se espalham e determinam se e quando os indivíduos se tornam infectados e, portanto, quem pode servir como um sensor de vigilância precoce e preciso (HERRERA et al., 2016).

Os modelos epidemiológicos são baseados no modelo SIR. Um modelo SIR calcula o número teórico de pessoas infectadas com uma doença contagiosa em uma população fechada ao longo do tempo. O nome desta classe de modelos deriva do fato de que eles envolvem equações relacionadas ao número de pessoas suscetíveis $S(t)$, número de pessoas infectadas $I(t)$ e número de pessoas recuperadas $R(t)$ (WEISSTEIN, 2017). Com base neste modelo, é possível determinar se uma epidemia está aumentando ou diminuindo.

$$S + I + R = N \quad (4.5)$$

Tabela 4.2 – Resultados da simulação em sala de aula

	User01	User02	User03	User04	User05	User06	User07	User08	User09	User10
N	3	2	4	3	6	3	3	3	2	1
M(n)	0,34	0,5	0,25	0,34	0,17	0,34	0,34	0,34	0,5	1
l(n)	137	56	141	96	143	79	107	107	56	41
Q(r)		0	0	78	86	84	0	0	0	0
l(n1 + n2)				233	280	216				
TR classificação		desc	desc	amigos	amigos	amigos	desc	desc	desc	desc
P(r, n1, n2)	0	0	0	0,33	0,31	0,39	0	0	0	0
Q(r)	0		0	0	60	0	0	77	0	0
l(n1 + n2)					199			163		
TR classificação		desc	desc	desc	amigos	desc	desc	amigos	desc	desc
P(r, n1, n2)	0	0	0	0	0,30	0	0	0,47	0	0
Q(r)	0	0		100	52	0	75	0	0	74
l(n1 + n2)				237	284		248			182
TR classificação		desc		amigos	amigos	desc	con	desc	desc	con
P(r, n1, n2)	0	0	0,42	0,18	0,18	0	0,30	0	0	0,41
Q(r)	78	0	100		25	0	0	0	0	0
l(n1 + n2)	233		237		239					
TR classificação	amigos	desc	amigos		con	desc	desc	desc	desc	desc
P(r, n1, n2)	0,33	0	0,42		0,10		0	0	0	0
Q(r)	86	60	52	25		35	23	0	0	0
l(n1 + n2)	280	199	284	239		222	107			
TR classificação	con	con	con	con		con	con	desc	desc	desc
P(r, n1, n2)	0,31	0,30	0,18	0,10		0,16	0,21	0	0	0
Q(r)	84	0	0	0	35		0	0	47	0
l(n1 + n2)	216				222				135	
TR classificação	amigos	desc	desc	desc	con		desc	desc	con	desc
P(r, n1, n2)	0,39	0	0	0	0,16		0	0	0,35	0
Q(r)	0	0	75	0	23	0		90	0	0
l(n1 + n2)			248		250			214		
TR classificação	desc	desc	amigos	desc	con	desc		amigos	desc	desc
P(r, n1, n2)	0	0	0,30	0	0,09	0		0,42	0	0
Q(r)	0	77	0	0	0	0	90	0,42	77	0
l(n1 + n2)		163					214		163	
TR classificação		con	desc	desc	desc	desc	amigos		con	desc
P(r, n1, n2)	0	0,47	0	0	0	0	0,42		0,47	0
Q(r)	0	0	0	0	0	47	0	77		0
l(n1 + n2)						135		163		
TR classificação	desc	desc	desc	desc	desc	amigos	desc	amigos	desc	desc
P(r, n1, n2)	0	0	0	0	0	0,35	0	0,47		0
Q(r)	0	0	74	0	0	0	0	0		0
l(n1 + n2)			182							
TR classificação	desc	desc	amigos	desc	desc	desc	desc	desc	desc	desc
P(r, n1, n2)	0	0	0,41	0	0	0	0	0	0	0

Tradicionalmente, a saúde pública é monitorada por meio da pesquisa e da agregação de estatísticas obtidas junto aos prestadores de cuidados de saúde. Esses métodos são caros, lentos e podem ser tendenciosos. Uma pessoa infectada só é reconhecida depois que um médico envia as informações necessárias para a agência de saúde apropriada. As pessoas afetadas que não procuram tratamento, ou não respondem à pesquisa, são virtualmente invisíveis aos métodos tradicionais (SADILEK; KAUTZ; SILENZIO, 2012).

Os sociogramas podem atuar como redes de contatos para determinar quem são pessoas suscetíveis (*S*) através das pessoas com quem um usuário contaminado interagiu. A Figura 4.8 apresenta o sociograma de "user-01".

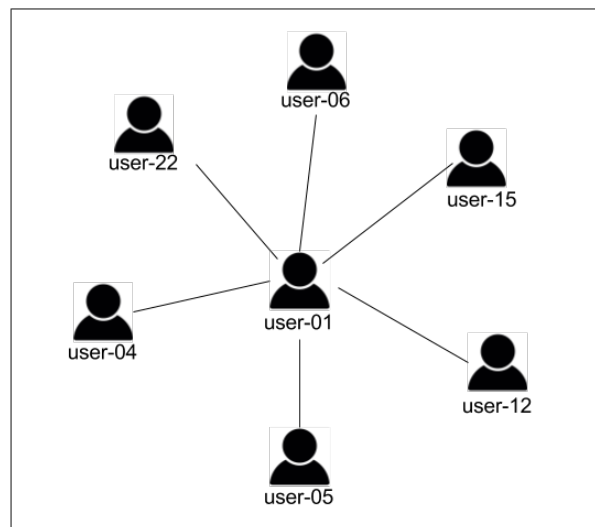


Figura 4.8 – Usuários possivelmente infectados através de user01

Se o user-01 for o único infectado, 6 pessoas podem ser suscetíveis à doença. A rede é expandida de forma recursiva para cada possível usuário infectado. Desta forma, os indivíduos podem ser rapidamente localizados, alertados, assistidos e mantidos em isolamento, se necessário.

A identificação precoce de indivíduos infectados é crucial na prevenção e contenção de surtos de doenças devastadoras. A maneira mais eficaz de lutar contra uma epidemia nas áreas urbanas é confinar rapidamente indivíduos infectados em suas casas. A agilidade da vacinação ocupa o segundo lugar na eficácia (EUBANK et al., 2004). As informações sobre as interações sociais das pessoas podem reduzir significativamente a latência e melhorar a eficácia geral do monitoramento da saúde pública.

5 RESULTADOS

O SocialCount foi instalado nos dispositivos de seis estudantes do laboratório do Grupo de Sistemas de Computação Móvel (GMob) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM). Os dados foram capturados de segunda-feira à sexta-feira, entre novembro e dezembro de 2017, das 8 às 19 horas. Cerca de 3400 registros foram coletados.

A Figura 5.1 apresenta a disposição das mesas e dos usuários participantes da coleta. Durante o período de levantamento dos dados, os usuários foram orientados a deixar seus dispositivos sobre a mesa. Nenhuma outra instrução foi imposta, a fim de capturar as interações do cotidiano deste contexto, sem alterar o comportamento habitual.

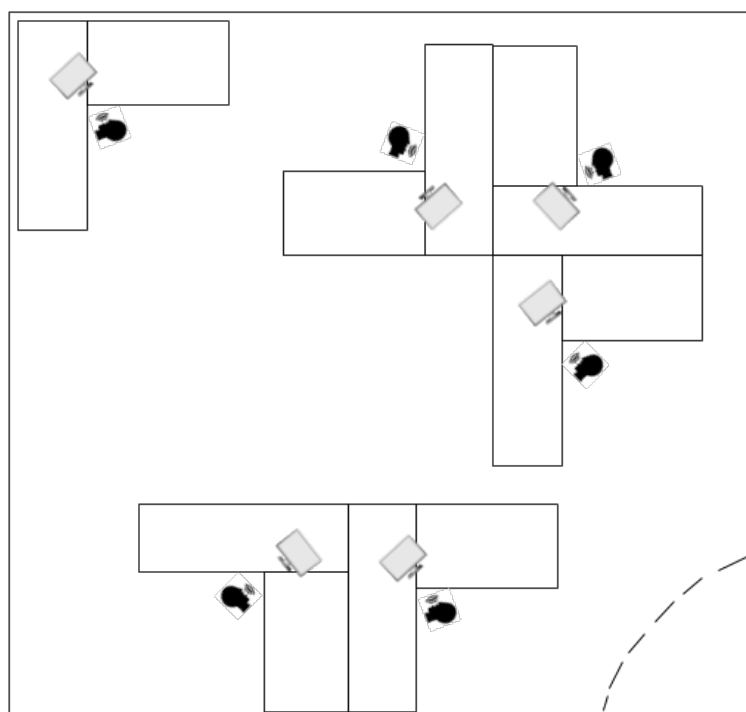


Figura 5.1 – Disposição do laboratório

Os dados brutos passaram por uma fase de pré-processamento. Os dados que não atenderam aos seguintes critérios foram eliminadas:

1. Horário da ocorrência entre as 8 e 19 horas,
2. Registrado entre os meses de novembro e dezembro.
3. Local da ocorrência: sala número 380 do anexo B do Centro de Tecnologia da UFSM.
4. Participantes da ocorrência: somente estudantes do GMob.
5. Dia da semana da ocorrência: de segunda-feira à sexta-feira.

Após o pré-processamento em torno de 1800 registros foram descartados. Como o aplicativo do SocialCount é oportunístico (termo visto em 2.4.3), ele executa no segundo plano do dispositivo. Esse comportamento fez com que os usuários esquecerem de encerrá-lo ao sair do laboratório, gerando registros fora dos critérios apresentados.

Ao todo foram mais de 1600 linhas de dados utilizadas para a inferência de interações no grupo. Através destes dados, foram identificadas cerca de 6 mil interações. A Figura 5.2 apresenta o sociograma com a distribuição das interações entre os nodos. O sociograma facilita o conhecimento dos nodos com maior e menor número de interações, bem como os relacionamentos mais efetivos.

Com a ciência da quantidade de interações entre os nodos, foram calculadas a confiança dos relacionamentos entre dois nodos e a média de interações de cada nodo, de acordo com as equações 4.1 e 4.2. Por fim, as relações foram classificadas conforme a equação 4.3.

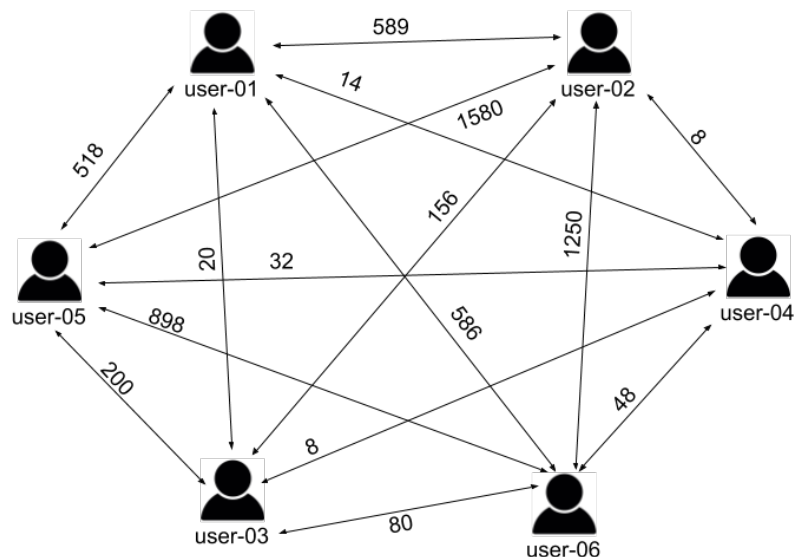


Figura 5.2 – Sociograma

O resultado final da captura, pré-processamento e classificação pode ser consultado na Tabela 5.1. Os relacionamentos classificados como “amigos” somaram 40%, “conhecidos” 60% e “desconhecidos” 0%. Portanto, o contexto social do laboratório, de acordo com a definição 2.1, pode ser classificado como:

$$ctx = \langle Privado, Clique, Conhecidos \rangle \quad (5.1)$$

O tamanho foi classificado como privado pois possui o número de nodos igual a 6. A densidade é Clique porque todos os nodos interagiram com todos os outros nodos mutualmente. E o tipo de relacionamento é “conhecidos” porque as interações obtiveram $P(r,n) > M(n)$. É importante frisar que na classificação de tipo dos relacionamentos entre

Tabela 5.1 – Resultado do pré-processamento e classificação dos dados gerados pelo SocialCount

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
N	5	5	5	5	5	5
M(n)	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
I(n)	862	1790	232	55	1614	1431
Q(r)		586	20	14	518	586
I(n1+n2)		2652	1094	917	2476	2293
TR classificação		amigos	conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
P(r, n1, n2)		0,3274	0,0183	0,0153	0,2092	0,2556
Q(r)	586		156	8	1580	1250
I(n1+n2)	2652		2022	1845	3404	3221
TR classificação	amigos		conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
P(r, n1, n2)	0,6798		0,0771	0,0043	0,4641	0,3881
Q(r)	20	156		8	200	80
I(n1+n2)	1094	2022		287	1846	1663
TR classificação	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos	conhecidos
P(r, n1, n2)	0,0183	0,0771		0,0279	0,1083	0,0481
Q(r)	14	8	8		32	48
I(n1+n2)	917	1845	287		1669	1486
TR classificação	conhecidos	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos
P(r, n1, n2)	0,0153	0,0043	0,0279		0,0192	0,0323
Q(r)	518	1580	200	32		898
I(n1+n2)	2476	3404	1846	1669		3045
TR classificação	amigos	amigos	conhecidos	conhecidos		amigos
P(r, n1, n2)	0,2092	0,4641	0,1083	0,0192		0,2949
Q(r)	586	1250	80	48	898	
I(n1+n2)	2293	3221	1663	1486	3045	
TR classificação	amigos	amigos	conhecidos	conhecidos	amigos	
P(r, n1, n2)	0,2556	0,3881	0,0481	0,0323	0,2949	

os usuários foi considerado somente um contexto específico. Em outros contextos, onde as interações são mais frequentes ou onde há um número maior de usuários (nodos), estes mesmos nodos podem ter uma classificação de relacionamento diferente.

De maneira geral, os usuários 02, 05, 06 e 01 foram os que mais interagiram, com 1790, 1614, 1431 e 862 interações, respectivamente. Estes usuários também são os que possuem mais relacionamentos classificados como “amigos”. O usuário que menos interagiu foi o usuário 04, com 55 interações. Os usuários 03 e 04 não obtiveram nenhum relacionamento identificado como “amigos”.

5.1 AVALIAÇÃO

Para realizar uma avaliação dos dados do SocialCount, aplicamos um teste sociométrico (visto em 2.3.1) no grupo. O teste foi avaliado previamente pela Dra. Iara Augustin, pesquisadora da área de Computação Ubíqua e Pervasiva. O teste consiste em 16 perguntas, 10 sobre a percepção pessoal e 6 sobre a percepção do grupo. O formulário na íntegra está nos Anexos deste trabalho, apenas os nomes foram omitidos por questões de privacidade. As perguntas realizadas sobre a percepção pessoal do usuário foram:

1. Com quem você mais interage dentro do laboratório?
2. Com quem você menos interage dentro do laboratório?
3. Com quem você geralmente conversa para solucionar alguma dúvida ou discutir sobre algum assunto do mestrado?
4. Com quem você nunca conversou para tirar alguma dúvida ou discutir sobre algum assunto do mestrado?
5. Com quem você conversa sobre assuntos do dia a dia?
6. Com quem você tem mais assuntos em comum?
7. Com quem você não tem muitos assuntos em comum?
8. Quem você mais encontra no laboratório?
9. Quem você menos encontra no laboratório?
10. Com quem você nunca conversou?

De acordo com Cornejo (2006), em um teste sociométrico, é muito importante que a pesquisa seja capaz de integrar toda a informação disponível em uma única matriz sociométrica que permita leitura rápida do conjunto de dados. Para isto, cada questão deve possuir uma forma representativa na matriz.

Tabela 5.2 – Matriz sociométrica dos dados da percepção pessoal

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
Usuário 01		I++++	I+		I++	I+++
Usuário 02	I+++++		I-		I+++	I+++
Usuário 03	I+			I-	I+	I-I+
Usuário 04	I-	I-	I-		I-	I-
Usuário 05	I++	I++	I++	I+++		I++++
Usuário 06	I+++	I+++	I++++	I+++++	I++++	

Tabela 5.3 – Legenda da pontuação e classificação da matriz sociométrica

Legenda	Pontuação	TR
I+	10	≥ 20 , amigos
I-	-10	< 20 ou \neq , conhecidos
D	-1	desconhecidos

As questões 1, 3, 5, 6 e 8 são de caráter positivo, então são representadas por I+. As questões 2, 4, 7 e 9 são de caráter negativo, por isso são representadas por I-. A questão 10 é representada por D, pois não há uma experiência de interação para ser classificada como positiva ou negativa. A matriz gerada dos dados da percepção pessoal está representada na Tabela 5.2.

Para facilitar a classificação dos dados da matriz sociométrica de percepção pessoal, criamos uma pontuação para quantificar quantas vezes determinado usuário foi eleito positivamente e negativamente. A Tabela 5.3 apresenta a pontuação de cada eleição. A cada escolha positiva (I+) o usuário adquire 10 pontos, a cada escolha negativa (I-) o usuário perde 10 pontos. Caso algum usuário tenha a representação D, os nodos são desconhecidos e ficam com a pontuação -1.

Os valores de classificação foram escolhidos para avaliar o peso de cada escolha positiva ou negativa. O teste sociométrico funciona como uma eleição, os usuários precisam eleger ao menos um indivíduo para cada pergunta.

Para ser classificado como “amigos”, um indivíduo precisa ser eleito o número suficiente de vezes para adquirir a pontuação 20, caso contrário, será classificado como “conhecidos”. Os usuários que não receberam pontuação também são classificados como “conhecidos”, pois mesmo que não tenham sido escolhidos em nenhuma das questões, houve algum tipo de interação. Somente os usuários escolhidos na questão 10 (pontuação -1) são classificados como “desconhecidos”. A pontuação final de cada relacionamento está representada na Tabela 5.4.

Após a pontuação, podemos classificar as relações facilmente. A Tabela 5.5 expõe os resultados. Os usuários 01, 02, 05 e 06 são os que obtiveram mais relacionamentos classificados como “amigos”, com 3 classificações cada. Os usuários 03 e 04 obtiveram apenas 2 classificações “amigos” cada.

Tabela 5.4 – Pontuação dos dados da matriz sociométrica

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
Usuário 01		40	10		20	30
Usuário 02	50		-10		30	30
Usuário 03	10			-20	10	-10
Usuário 04	-20	-40	-20		-40	-10
Usuário 05	20	20	20	30		40
Usuário 06	30	30	40	50	40	

Tabela 5.5 – Classificação dos dados da matriz sociométrica da percepção pessoal

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
Usuário 01		amigos	conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
Usuário 02	amigos		conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
Usuário 03	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos	conhecidos
Usuário 04	conhecidos	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos
Usuário 05	amigos	amigos	amigos	amigos		amigos
Usuário 06	amigos	amigos	amigos	amigos	amigos	

Após a pontuação e classificação dos dados da matriz, obtivemos os resultados da Tabela 5.5. Em torno de 53% das relações foram classificadas como “amigos”, 47% como “conhecidos” e 0% como “desconhecidos”. O sociograma gerado (Figura 5.3) demonstra os relacionamentos entre os nodos. Todos os nodos interagiram com todos os outros nodos. Portanto, a classificação do contexto de acordo com o teste sociométrico resultou em:

$$ctx = \langle Privado, Clique, Amigos \rangle \quad (5.2)$$

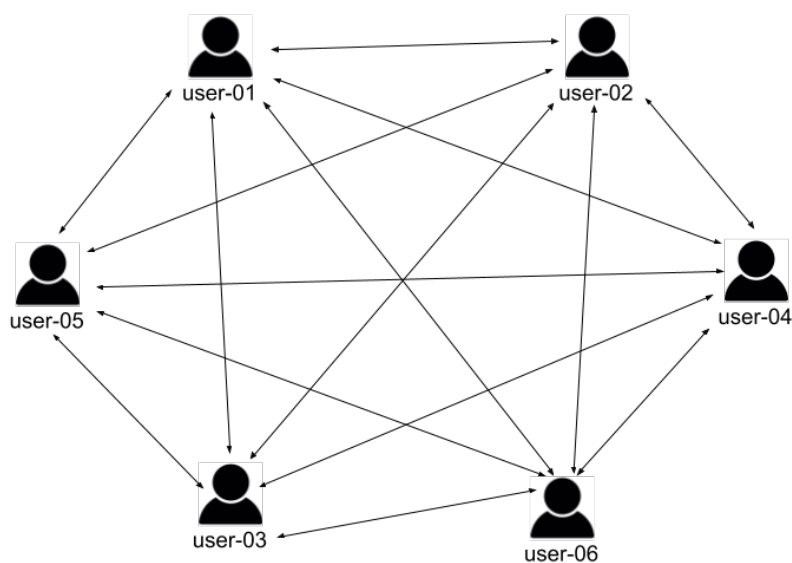


Figura 5.3 – Sociograma do teste sociométrico

Tabela 5.6 – Matriz sociométrica dos dados da percepção do grupo

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
Usuário 01						
Usuário 02	N+		I+		I+N+	N+
Usuário 03	I-A-	N-		I-N-A-	I-N-	I-N-A-
Usuário 04	N-	I-A-	I-N-A-		A-	
Usuário 05		I+N+	A+	I+N+		I+A+
Usuário 06	I+A+	A+	N+	A+	A+	

Para entender melhor o perfil dos usuários que frequentam o laboratório, foram realizadas perguntas sobre a percepção do grupo. Essas perguntas tem a finalidade de descobrir a percepção mais comum que os usuário têm sobre os outros integrantes do grupo. As perguntas aplicadas para este fim foram:

1. Quem você acha que interage mais dentro do laboratório?
2. Quem você acha que interage menos dentro do laboratório?
3. Quem você acha que interage com mais indivíduos do grupo?
4. Quem você acha que interage com menos indivíduos do grupo?
5. Quem você acha que tem mais amigos dentro do grupo?
6. Quem você acha que tem menos amigos dentro do grupo?

As questões 1 e 2 foram representadas na matriz sociométrica como I+ e I- (I+ representa interações positivamente e I- negativamente), as questões 3 e 4 como N+ e N- (N+ representa mais nodos interagidos e N- menos nodos interagidos) e 5 e 6 como A+ e A- (A+ representa mais relações classificadas como “amigos” e A- menos relações classificadas como “amigos”). A matriz gerada está representada na Figura 5.6.

O usuário 01 não recebeu votações. O usuário 02 foi o escolhido na questão 3 “quem interage com mais indivíduos do grupo”, com 3 votos e ficou em segundo lugar na questão 1 “quem você acha que interage mais dentro do laboratório?”, com 2 votos. O usuário 03 foi o mais votado na questão 2 “quem você acha que interage menos dentro do grupo”, com 4 votos, e na questão 3 “quem interage com menos indivíduos do grupo?”, também com 4 escolhas.

O usuário 04 empata com o usuário 03 nos mais votados na questão 6 “quem você acha que possui menos amigos dentro do laboratório”. O usuário 05 ficou em segundo lugar na votação de 3 “quem você acha que interage com mais indivíduos do grupo”, com 2 escolhas, e em primeiro lugar na questão 1 “quem você acha que interage mais dentro do laboratório?”, com 3 escolhas. Por fim, o usuário 06 somou mais votos na pergunta 5 de quem tem mais amigos dentro do grupo.

Portanto, pela percepção do grupo, os usuários 02 e 05 interagem mais frequentemente e com mais pessoas no grupo. O usuário 03 interage menos frequentemente e com menos pessoas no grupo. O usuário 03 e 04 possuem menos amigos. E o usuário 06 possui mais amigos.

5.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para facilitar a análise, utilizaremos as Tabelas 5.7 e 5.8. A Tabela 5.7 possui somente a classificação dos dados gerados pelo SocialCount na Tabela 5.1. Os campos em destaque apresentam as divergências da classificação entre os dois métodos.

Tabela 5.7 – Classificação dos relacionamentos baseada nos dados capturados pelo SocialCount

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
Usuário 01		amigos	conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
Usuário 02	amigos		conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
Usuário 03	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos	conhecidos
Usuário 04	conhecidos	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos
Usuário 05	amigos	amigos	conhecidos	conhecidos		amigos
Usuário 06	amigos	amigos	conhecidos	conhecidos	amigos	

Tabela 5.8 – Classificação dos relacionamentos baseada nos dados do teste sociométrico

	Usuário 01	Usuário 02	Usuário 03	Usuário 04	Usuário 05	Usuário 06
Usuário 01		amigos	conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
Usuário 02	amigos		conhecidos	conhecidos	amigos	amigos
Usuário 03	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos	conhecidos
Usuário 04	conhecidos	conhecidos	conhecidos		conhecidos	conhecidos
Usuário 05	amigos	amigos	amigos	amigos		amigos
Usuário 06	amigos	amigos	amigos	amigos	amigos	

A Figura 5.4 faz um paralelo dos resultados do SocialCount e a percepção pessoal do teste sociométrico. Já as Figuras 5.5, 5.6 e 5.7 fazem uma comparação entre os resultados do SocialCount e a percepção de grupo do teste sociométrico. Os gráficos 5.5b, 5.5c, 5.6b, 5.6c, 5.7b e 5.7c representam as questões de percepção do grupo 1, 2, 3, 4, 5 e 6, respectivamente.

Ao todo foram avaliados 15 relacionamentos bidirecionais, resultando em 30 classificações. Dos 30 resultados, apenas 4 apresentaram divergência. Obtivemos uma taxa de acerto de 86%. O SocialCount não capturou interações suficientes para a classificação “amigos” nos relacionamentos usuário 03 -> usuário 05, usuário 03 -> usuário 06, usuário

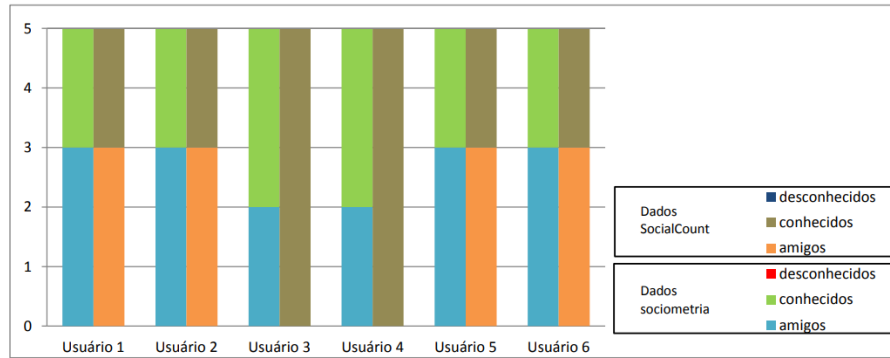


Figura 5.4 – Gráfico comparativo da classificação dos dados

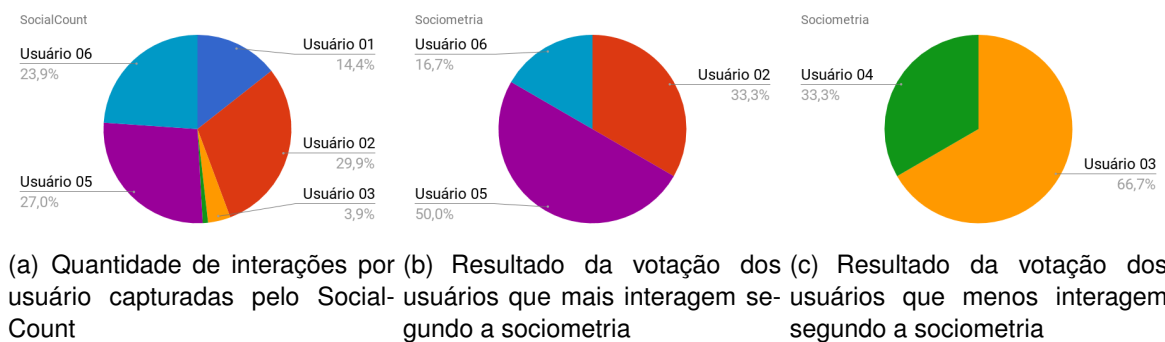


Figura 5.5 – Comparação da quantidade de interações por usuário

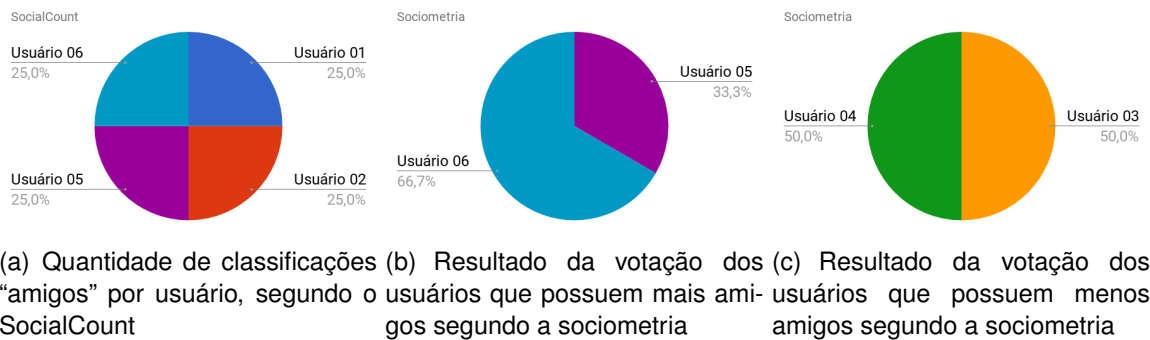


Figura 5.6 – Comparação da quantidade de amigos por usuário

04 -> usuário 05 e usuário 04 -> usuário 06. Esta divergência pode ser justificada ao considerar que o usuário 03 foi eleito, na percepção de grupo, como o que interage menos e com menos pessoas (ver gráficos 5.5c e 5.7c), e o usuário 04 como o que possui menos amigos (gráfico 5.6c).

De acordo com o SocialCount, os usuários que mais interagiram foram 02 e 05 (gráfico 5.5a). Esta informação foi confirmada pela percepção do grupo, onde esses dois usuários foram os mais citados nas respostas das perguntas “quem você acha que interage mais dentro do laboratório?” (gráfico 5.5b) e “quem você acha que interage com mais indivíduos do grupo?” (gráfico 5.7b).

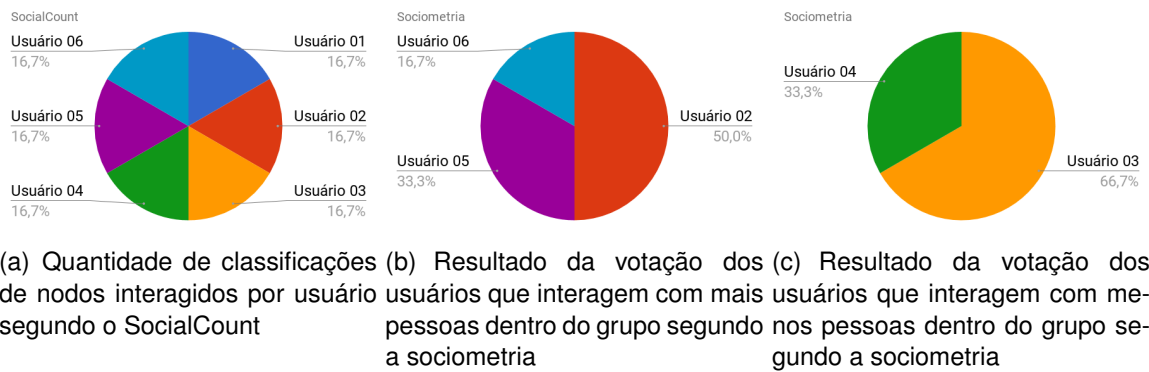


Figura 5.7 – Comparação da quantidade de nodos interagidos por usuário

Através dos resultados do SocialCount, os usuários que possuem mais amigos são 01, 02, 05 e 06, com 3 amigos cada (gráfico 5.6a). Não podemos avaliar o usuário 01 pois não foi selecionado em nenhuma questão da percepção do grupo. Como mencionado anteriormente, os usuários 02 e 05 foram votados como os mais ativos nas interações, foi explicado na Seção 2.2.1, que o SocialCount utiliza os termos “amigos” e “conhecidos” apenas como uma classificação da quantidade de interações. Sendo assim, é justificável estes dois usuários possuírem mais classificações do tipo “amigos”. O usuário 06 foi o mais votado na questão “quem você acha que tem mais amigos dentro do grupo?” (gráfico 5.6b), em concordância com o resultado do SocialCount.

O sociograma gerado pelos dados do teste sociométrico é análogo ao gerado pelos dados do SocialCount (Figura 5.3). Todos os nodos interagiram com todos os outros nodos mutualmente. Porém, o sociograma do SocialCount possui a quantificação das interações, oferecendo maior grau de semântica às conexões entre os nodos. Pelo sociograma dos testes sociométricos não é possível observar as diferenças entre os relacionamentos, apenas a presença ou ausência deles.

Em virtude das discrepâncias encontradas nas classificações entre os dois métodos, os contextos gerados sofreram uma inconsistência no tipo de relacionamento. As 4 classificações divergentes foram suficientes para gerar contextos diferentes. O SocialCount classificou o tipo de relacionamento como “conhecidos” e o teste sociométrico como “amigos”.

O grande desafio deste trabalho é concretizar conceitos bastante subjetivos. O teste sociométrico é feito por indivíduos que possuem percepções, receios, sentimentos, indiferenças e diversos fatores que colaboram com a imparcialidade das respostas. Contudo, o SocialCount não detecta estes fatores humanos para classificar um contexto. Por isso, dentro das limitações do trabalho, foi possível alcançar resultados condizentes com a percepção dos indivíduos do grupo.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A Computação Ciente de Contexto tem como objetivo desenvolver dispositivos inteligentes capazes de identificar um contexto de uso em tempo real. Os sistemas detectam informações sobre localização, ambiente, tempo, usuário etc., a fim de antecipar situações e otimizar respostas do sistema para um contexto de uso específico. Dessa forma, os dispositivos podem auxiliar em tomadas de decisões, atividades cotidianas e no controle de possíveis riscos que o usuário pode estar exposto.

A área é composta por diferentes tipos de contexto. Um deles é denominado contexto social. O contexto social visa obter informações sobre as interações sociais do usuário. A computação está entre as áreas que mais se interessam sobre o tema. Em contrapartida, as interações sociais não possuem um grande número de estudos relacionados.

Este trabalho teve como objetivo inferir as interações sociais face a face realizadas pelo usuário, identificando seus relacionamentos baseado na quantificação destas interações e assim, reconhecendo o contexto social que ele está inserido. Além disso, tivemos o desafio de concretizar estes termos abstratos (interação social, relação social, contexto social) para viabilizar o reconhecimento e classificação computacional dos mesmos.

Para realizar os objetivos foi desenvolvido um modelo de inferência de interações sociais para a classificação do contexto social do usuário. A inferência de interações sociais foi realizada através do agrupamento dos dados provenientes do reconhecimento de conversação no ambiente e identificação de locutores. Os dados foram agrupados por minuto, a cada conjunto de locutores encontrados neste minuto, uma interação entre cada um deles foi quantificada.

Com a informação da quantidade de interações entre os usuários, foi executada a classificação dos tipos de relacionamentos: “Amigos”, “Conhecidos” e “Desconhecidos”. E por fim, realizamos o reconhecimento do contexto social, levando em consideração a quantidade de indivíduos que interagiram, as interações entre eles e o principal tipo de relacionamento encontrado.

Foi realizado um experimento no laboratório do Grupo de Sistemas de Computação Móvel (GMob) da UFSM. O SocialCount capturou as interações entre os usuários do grupo durante 2 meses. Para validar o modelo, realizamos um teste sociométrico para reconhecer os relacionamentos do grupo através da percepção dos usuários.

A inferência de interações baseada na identificação da conversação e do locutor possibilitou a classificação dos tipos de relacionamentos entre os usuários com uma acurácia de 86%. O SocialCount não identificou interações suficientes para caracterizar alguns relacionamentos como “Amigos”. Como um dos fatores para o reconhecimento do contexto social é o principal tipo de relacionamento encontrado no grupo, o contexto gerado pelo SocialCount foi distinto do contexto gerado pelo método validador, apenas neste fator.

Concluímos que o SocialCount obteve bons resultados utilizando a abordagem de reconhecimento de locutor, um diferencial em relação aos trabalhos na área. Desta maneira, o modelo atingiu os objetivos propostos, contribuindo de forma significativa nos estudos de interação e contexto social na computação.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Como proposta para trabalhos futuros, temos algumas melhorias a serem consideradas. A primeira é o desenvolvimento de um módulo de visualização, de acordo com a arquitetura geral do Sensoriamento em Dispositivos Móveis (Seção 2.4.3). Este módulo seria uma interface gráfica na aplicação móvel para exibir os indivíduos que o usuário interagiu e a quantidade de interações.

Outra melhoria é o desenvolvimento de diarização. A diarização é utilizada para identificar diferentes locutores em um segmento de áudio. Segundo Zhu et al. (2005), a diarização do locutor é o processo de particionar um fluxo de áudio de entrada em segmentos homogêneos de acordo com a identidade do locutor. De acordo com Li, Schultz e Jin (2009), a diarização é uma combinação de segmentação e clusterização de áudio. A segmentação visa encontrar pontos de mudança de locutor em um fluxo de áudio. E a clusterização visa agrupar segmentos de fala com base nas características do locutor. Dessa forma, os trechos de áudio gravados pelo SocialCount poderiam passar por este processo para a melhoria das características de voz extraídas.

Por fim, poderíamos estudar uma maneira de inferir diferentes tipos de interações sociais, como interações positivas (conversas) e negativas (agressões verbais). Dessa forma, poderíamos inferir exclusões sociais, pois somente a presença de interações sociais não é garantia de inclusão em casos onde estas interações são somente agressões verbais.

6.2 PUBLICAÇÕES

6.2.1 Artigos publicados em congressos

- e Souza, Isadora Vasconcellos, e João Carlos Damasceno Lima. "SocialCount: A mobile application that measures the Social Interactions performed by the user." Information Systems and Technologies (CISTI), 2016 11th Iberian Conference on. IEEE, 2016. DOI: 10.1109/CISTI.2016.7521574.

- e Souza, Isadora Vasconcellos, João Carlos Lima, Benhur de Oliveira Stein e Cristiano Cortez da Rocha. (2018). "SocialCount - Detecting Social Interactions on Mobile Devices". 20th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS). 511-518. DOI: 10.5220/0006696605110518.

6.2.2 Capítulo de livro

- e Souza, Isadora Vasconcellos, William Bortoluzzi Pereira, e João Carlos D. Lima. "An Approach for Detecting Social Interactions on Mobile Devices." Mobile Applications and Solutions for Social Inclusion. IGI Global, 2018. 1-27. ISBN: 978-1522552703.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABOWD, G. et al. Towards a better understanding of context and context-awareness. In: SPRINGER. **Handheld and ubiquitous computing**. [S.l.], 1999. p. 304–307.
- ADAMS, B.; PHUNG, D.; VENKATESH, S. Sensing and using social context. **ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)**, ACM, v. 5, n. 2, p. 11, 2008.
- ALI, S.; KHUSRO, S. Mobile phone sensing: a new application paradigm. **Indian Journal of Science and Technology**, v. 9, n. 19, 2016.
- ARAUJO, R. B. de. Computação ubíqua: Princípios, tecnologias e desafios. In: **XXI Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 8, p. 11–13.
- AUGUST, K. J.; ROOK, K. S. Social relationships. In: **Encyclopedia of Behavioral Medicine**. [S.l.]: Springer, 2013. p. 1838–1842.
- BIAMINO, G. Modeling social contexts for pervasive computing environments. In: IEEE. **Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2011 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2011. p. 415–420.
- BRADBURY, J. Linear predictive coding. **Mc G. Hill**, 2000.
- BRONFENBRENNER, U. A constant frame of reference for sociometric research: Part ii. experiment and inference. **Sociometry**, JSTOR, v. 7, n. 1, p. 40–75, 1944.
- CARTER, I. **Human behavior in the social environment**. [S.l.]: AldineTransaction, 2013.
- CARVALHO, J. L. A.; DANILO, D. Técnicas de codificação de voz aplicadas em sistemas móveis celulares. 2000.
- CHEVEIGNÉ, A. D.; KAWAHARA, H. Yin, a fundamental frequency estimator for speech and music. **The Journal of the Acoustical Society of America, ASA**, v. 111, n. 4, p. 1917–1930, 2002.
- CLAYTON, D.; HILLS, M. **Statistical methods in epidemiology**. [S.l.]: Oxford University Press, 1993.
- CORNEJO, J. M. El análisis de las interacciones grupales: las aplicaciones socios. **Anuario de psicología**, Universitat de Barcelona, v. 37, n. 3, 2006.
- CRICKX, A. Recognito: Text independent speaker recognition in java. In: . [S.l.: s.n.], 2014.
- DEY, A. K. **Understanding and using context**. Vol. 5. [S.l.]: Personal and Ubiquitous Computing, 2001.
- DIX, A. **Human-computer interaction**. [S.l.]: Springer, 2009.
- EAGLE, N.; PENTLAND, A. Social serendipity: Mobilizing social software. **IEEE Pervasive Computing**, IEEE, v. 4, n. 2, p. 28–34, 2005.
- EUBANK, S. et al. Modelling disease outbreaks in realistic urban social networks. **Nature**, Nature Publishing Group, v. 429, n. 6988, p. 180, 2004.

EZE, M. **Intellectual history in contemporary South Africa**. [S.l.]: Springer, 2016.

FERSCHA, A. 20 years past weiser: What's next? **IEEE Pervasive Computing**, IEEE, v. 11, n. 1, p. 52–61, 2012.

HARI, R.; KUJALA, M. V. Brain basis of human social interaction: from concepts to brain imaging. **Physiological reviews**, Am Physiological Soc, v. 89, n. 2, p. 453–479, 2009.

HARRIS, J. R. **The nurture assumption: Why children turn out the way they do**. [S.l.]: Simon and Schuster, 2011.

HERRERA, J. L. et al. Disease surveillance on complex social networks. **PLoS computational biology**, Public Library of Science, v. 12, n. 7, p. e1004928, 2016.

HOSEINITABATABAEI, S. A. et al. Design, realization, and evaluation of udirect-an approach for pervasive observation of user facing direction on mobile phones. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, IEEE, v. 13, n. 9, p. 1981–1994, 2014.

Instituto de Linguística Teórica e Computacional. **Portal da Língua Portuguesa**. 2017. Acessado em 23 ago 2017. Disponível em: <<http://www.portaldalinguaportuguesa.org/main.html>>.

KABIR, M. A.; COLMAN, A.; HAN, J. Socioplatform: a platform for social context-aware applications. In: **Context in Computing**. [S.l.]: Springer, 2014. p. 291–308.

KEMI, A. O. Impact of social network on society: A case study of abuja. **American Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences (ASRJETS)**, v. 21, n. 1, p. 1–17, 2016.

KHAN, W. Z. et al. Mobile phone sensing systems: A survey. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, IEEE, v. 15, n. 1, p. 402–427, 2013.

KIM, C. P. J. L. J.; LEE, S.-J. L. D. “don't bother me. i'm socializing!": A breakpoint-based smartphone notification system. 2017.

KOFOD-PETERSEN, A.; CASSENS, J. Using activity theory to model context awareness. In: **Modeling and retrieval of context**. [S.l.]: Springer, 2006. p. 1–17.

KOLVENBACH, S.; GRATHER, W.; KLOCKNER, K. Making community work aware. In: **IEEE. Parallel, Distributed and Network-Based Processing, 2004. Proceedings. 12th Euromicro Conference on**. [S.l.], 2004. p. 358–363.

LANE, N. D. et al. A survey of mobile phone sensing. **IEEE Communications magazine**, IEEE, v. 48, n. 9, 2010.

LI, R.; SCHULTZ, T.; JIN, Q. Improving speaker segmentation via speaker identification and text segmentation. In: **Tenth Annual Conference of the International Speech Communication Association**. [S.l.: s.n.], 2009.

LUKOWICZ, P.; PENTLAND, S.; FERSCHA, A. From context awareness to socially aware computing. **IEEE pervasive computing**, IEEE, v. 11, n. 1, p. 32–41, 2012.

LYYTINEN, K.; YOO, Y. Ubiquitous computing. **Communications of the ACM**, v. 45, n. 12, p. 63–96, 2002.

MATIC, A. et al. Multi-modal mobile sensing of social interactions. In: IEEE. **Pervasive computing technologies for healthcare (PervasiveHealth), 2012 6th international conference on**. [S.l.], 2012. p. 105–114.

MCGLYNN, T. How does social behavior evolve. **Nature Education**, 2010.

MELLO, E. d. F. F. de; TEIXEIRA, A. C. A interação social descrita por vigotski e a sua possível ligação com a aprendizagem colaborativa através das tecnologias em rede. In: **Anais do Workshop de Informática na Escola**. [S.l.: s.n.], 2011. v. 1, n. 1, p. 1362–1365.

MORENO, J. L. **Who shall survive**. [S.l.]: JSTOR, 1934. v. 58.

NETO M., V. R. S. F. C. B. U. Técnicas de codificação de fala baseadas em análise por síntese. **Revista Intellectus**, Ano IX, n. 23, 2013.

NEWMAN, M. E. Spread of epidemic disease on networks. **Physical review E**, APS, v. 66, n. 1, p. 016128, 2002.

NSAMENANG, A. B.; TCHOMBÉ, T. M. **Handbook of African educational theories and practices: A generative teacher education curriculum**. [S.l.]: Hdrc, 2012.

PALAGHIAS, N. et al. Accurate detection of real-world social interactions with smartphones. In: IEEE. **Communications (ICC), 2015 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2015. p. 579–585.

_____. Quantifying trust relationships based on real-world social interactions. In: IEEE. **Communications (ICC), 2016 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2016. p. 1–7.

PANDA, M. et al. Computational social networks: Tools, perspectives, and challenges. In: **Computational Social Networks**. [S.l.]: Springer, 2012. p. 3–23.

PARK, R. E.; BURGESS, E. W. et al. **Introduction to the Science of Sociology**. [S.l.]: University of Chicago Press Chicago, 1921.

PORTALETE, C.; FERNANDES, E.; PAGLIARIN, K. Elaboração de um protocolo de avaliação instrumental da fala (prainf) baseado em critérios linguísticos e psicométricos. **Jornal da Sociedade Brasileira de Fonoaudiologia (CoDAS)**, Sociedade Brasileira de Fonoaudiologia, 2018 no prelo.

PRASAD, L. Pervasive computing goals and its challenges for modern era. 1. Citeseer, 2012.

PRIMO, A. O aspecto relacional das interações na web 2.0. **E-Compós (Brasília)**, v. 9, p. 1–21, 2007.

ROCK, D.; PAGE, L. J. **Coaching with the brain in mind: Foundations for practice**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2009.

ROUSSOS, G. Ubiquitous computing for electronic business. **Ubiquitous and Pervasive Commerce**, Springer, p. 1–12, 2006.

SADILEK, A.; KAUTZ, H. A.; SILENZIO, V. Modeling spread of disease from social interactions. In: **ICWSM**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 322–329.

SAHA, D.; MUKHERJEE, A. Pervasive computing: a paradigm for the 21st century. **Computer**, IEEE, v. 36, n. 3, p. 25–31, 2003.

SCHILIT, B.; ADAMS, N.; WANT, R. Context-aware computing applications. In: IEEE. **Mobile Computing Systems and Applications, 1994. WMCSA 1994. First Workshop on.** [S.l.], 1994. p. 85–90.

SCHULER, D. Social computing. **Communications of the ACM**, Association for Computing Machinery, Inc., v. 37, n. 1, p. 28–29, 1994.

SCHUSTER A. ROSI, M. M. T. S. M. E. F. Z. D. **Pervasive Social Context: Taxonomy and Survey**. Vol. 4, no. 3. [S.l.]: ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013.

Scopus Elsevier. 2017. Disponível em: <<https://www.elsevier.com/americalatina/pt-br/scopus>>.

SILVEIRA, L. M. d. O. B.; WAGNER, A. A interação família-escola diante dos problemas de comportamento da criança: estudos de caso. **Psicologia da educação**, Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, n. 35, p. 95–119, 2012.

SIX, J.; CORNELIS, O.; LEMAN, M. Tarsosdsp, a real-time audio processing framework in java. In: AUDIO ENGINEERING SOCIETY. **Audio Engineering Society Conference: 53rd International Conference: Semantic Audio**. [S.l.], 2014.

TALAVAGE, J. J. A theory of dynamic group behavior. **International Journal of General System**, Taylor & Francis, v. 1, n. 2, p. 119–130, 1974.

TENG, J. et al. E-shadow: Lubricating social interaction using mobile phones. **IEEE Transactions on Computers**, IEEE, v. 63, n. 6, p. 1422–1433, 2014.

THOMPSON, J. B. O advento da interação mediada. _____ **A mídia e a modernidade: uma teoria social da mídia**. Petrópolis, RJ: Vozes, p. 77–107, 1998.

VINCIARELLI R. MURRAY-SMITH, H. B. A. **Mobile Social Signal Processing: Vision and Research Issues**. 12th. ed. [S.l.]: International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services, 2010.

WANG, F.-Y. et al. Social computing: From social informatics to social intelligence. **IEEE Intelligent Systems**, IEEE, v. 22, n. 2, 2007.

WEISER, M. The computer for the 21st century. **Scientific american**, New York, v. 265, n. 3, p. 94–104, 1991.

WEISSTEIN, E. W. **SIR Model**. [S.l.]: MathWorld - A Wolfram Web Resource, 2017. <<http://mathworld.wolfram.com/SIRModel.html>>.

XAVIER, O. S. A sociometria na administração de recursos humanos. **Revista de Administração de Empresas**, SciELO Brasil, v. 30, n. 1, p. 45–54, 1990.

XU, Q. et al. Socioglass: social interaction assistance with face recognition on google glass. **Scientific Phone Apps and Mobile Devices**, Springer Singapore, v. 2, n. 1, p. 7, 2016.

ZHANG, R. et al. Fine-grained private matching for proximity-based mobile social networking. In: IEEE. **INFOCOM, 2012 Proceedings IEEE**. [S.l.], 2012. p. 1969–1977.

ZHU, X. et al. Improved speaker diarization using speaker identification. 2005.

Sociometria

Esta Sociometria tem como objetivo identificar os relacionamentos presentes no laboratório do GMob da UFSM. As questões devem ser respondidas com base na sua percepção do cenário social do laboratório entre os meses de novembro e dezembro de 2017. Para a realização de um teste sociométrico de qualidade, peço para que você responda com atenção e sinceridade.

1. Endereço de e-mail *

Percepção pessoal

Sociometria para validação dos dados coletados no laboratório do Gmob pelo SocialCount.

2. Com quem você mais interage dentro do laboratório?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

3. Com quem você menos interage dentro do laboratório?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

4. Com quem você geralmente conversa para solucionar alguma dúvida ou discutir sobre algum assunto do mestrado?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

5. Com quem você conversa sobre assuntos do dia a dia?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

6. Com quem você tem mais assuntos em comum?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

7. Com quem você não tem muitos assuntos em comum?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

8. Quem você mais encontra no laboratório?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

9. Quem você menos encontra no laboratório?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

10. Com quem você nunca conversou?

Marque todas que se aplicam.

- Usuário 02
- Usuário 06
- Usuário 04
- Usuário 05
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

Percepção do grupo

11. Quem você acha que interage com mais pessoas dentro do laboratório?

Marcar apenas uma oval.

- Usuário 02
- Usuário 05
- Usuário 04
- Usuário 06
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

12. Quem você acha que interage com menos pessoas dentro do laboratório?*Marcar apenas uma oval.*

- Usuário 02
- Usuário 05
- Usuário 04
- Usuário 06
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

13. Quem você acha que interage com mais indivíduos do grupo?*Marcar apenas uma oval.*

- Usuário 02
- Usuário 05
- Usuário 04
- Usuário 06
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

14. Quem você acha que interage com menos indivíduos do grupo?*Marcar apenas uma oval.*

- Usuário 02
- Usuário 05
- Usuário 04
- Usuário 06
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

15. Quem você acha que tem mais amigos dentro do grupo?*Marcar apenas uma oval.*

- Usuário 02
- Usuário 05
- Usuário 04
- Usuário 06
- Usuário 03
- Usuário 01
- Nenhum

16. Quem você acha que tem menos amigos dentro do grupo?

Marcar apenas uma oval.

- Usuário 02
 - Usuário 05
 - Usuário 04
 - Usuário 06
 - Usuário 03
 - Usuário 01
 - Nenhum
-

Powered by

