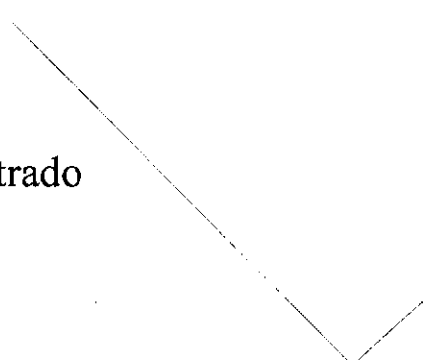


Universidade Federal de Campina Grande  
Centro de Engenharia Elétrica e Informática  
Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Dissertação de Mestrado



Infraestrutura para Entrega de Anúncios de  
Publicidade Pervasiva Personalizados Baseada em  
Estatísticas de Consumo

Marco Antonio Cavalcante Rosner

Campina Grande, Paraíba, Brasil

Março – 2012

---

Universidade Federal de Campina Grande  
Centro de Engenharia Elétrica e Informática  
Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Infraestrutura para entrega de anúncios de  
publicidade pervasiva personalizados baseada em  
estatísticas de consumo

Marco Antonio Cavalcante Rosner

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em  
Ciência da Computação da Universidade Federal de Campina Grande -  
Campus I como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau  
de Mestre em Ciência da Computação.

Área de Concentração: Ciência da Computação

Linha de Pesquisa: Metodologia e Técnicas da Computação

Hyggo Almeida

Angelo Perkusich

(Orientadores)

Campina Grande, Paraíba, Brasil

©Marco Antonio Cavalcante Rosner, 15/03/2012

**DIGITALIZAÇÃO:**  
**SISTEMOTECA - UFCG**

**FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG**

R822i Rosner, Marco Antonio Cavalcante.  
Infraestrutura para entrega de anúncios de publicidade pervasiva  
personalizados baseada em estatísticas de consumo/ Marco Antonio  
Cavalcante Rosner. – Campina Grande, 2011.  
62f.: il.col.

Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação) – Universidade  
Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática.  
Orientadores: Prof. Dr. Hyggo Almeida e Prof. Dr. Angelo Perkusich  
Referências.

1. Engenharia de Software. 2. Publicidade Pervasiva. I. Título.

CDU 004.4(043)


**"INFRAESTRUTURA PARA ENTREGA DE ANÚNCIOS DE PUBLICIDADE PERVASIVA  
PERSONALIZADOS BASEADA EM ESTATÍSTICAS DE CONSUMO"**

**MARCO ANTONIO CAVALCANTE ROSNER**

**DISSERTAÇÃO APROVADA EM 15/03/2012**

  
**HYGGO OLIVEIRA DE ALMEIDA, D.Sc**  
**Orientador(a)**

  
**ANGELO PERKUSICH, D.Sc**  
**Orientador(a)**

  
**MARCOS RICARDO ALCÂNTARA MORAIS, D.Sc**  
**Examinador(a)**

  
**LEANDRO DIAS DA SILVA, D.Sc**  
**Examinador(a)**

**CAMPINA GRANDE - PB**

## Resumo

Nos últimos anos tem-se observado a popularização do uso de *smartphones* e, aliado a isso, o crescimento do acesso à banda larga via *smartphone*. É nesse cenário que, com base na *Computação Pervasiva*, surge a Publicidade Pervasiva, a qual faz uso de dispositivos móveis e sensores para obter informações do contexto do usuário visando entregar o anúncio publicitário mais adequado.

Contudo, a obtenção das informações de contexto utilizadas para recomendar anúncios de maneira oportunista, ou seja, o anúncio mais adequado para um usuário, tem como base o seu perfil e as suas preferências. Identificar estas preferências demanda interação do usuário, o que vai de encontro ao conceito de transparência da computação pervasiva.

Neste trabalho propõe-se uma infraestrutura para entrega de anúncios de publicidade pervasiva personalizados de forma a encontrar o anúncio publicitário mais adequado ao consumidor, levando em conta estatísticas de consumo, o perfil do usuário e o contexto no qual está inserido. A utilização de estatísticas de consumo permite inferir o perfil do usuário baseado em um conjunto restrito de informações, reduzindo a necessidade de interação do usuário para identificação de seu perfil.

Para avaliar a infraestrutura, foi desenvolvido um protótipo aplicado a um estudo de caso com professores, funcionários e estudantes da Universidade Federal de Alagoas, os quais receberam anúncios em dispositivos portáteis e indicaram quais desses anúncios eram de seu interesse. Durante o estudo, a solução proposta apresentou resultados melhores que as abordagens existentes na recomendação de anúncios oportunistas.

## **Abstract**

In recent years, the use of smartphones has been popularized and, beside of that, there are the growth of broadband access via smartphone. In this scenario, based on Pervasive Computing, *Pervasive Advertising* appears. The pervasive advertising make use mobile devices and sensors for obtain user context information to delivery ad. So, in this work is proposed a infra-structure for delivery pervasive ads in way to find the more suitable ad for consumer, using consumption statistics, user profile and context. The feasibility of this infra-structure was established through development of a case study where the prototype was available for teachers, workers and students of UFAL - Federal University of Alagoas - for they receive ads and verify that ads was interesting.

## Agradecimentos

Primeiro agradeço a minha mãe, Maria Vanda Cavalcante, pelo exemplo, pela mulher, mãe, pai, companheira, parceira e amiga. Mãe, eu te amo, sou fã da sua trajetória de vida! Pai, Marcio Roberto (*in memoriam*), seu exemplo de Homem não ficará esquecido no tempo. Fausto e Natália, vocês são meu outro pilar, muito obrigado por existirem e me suportarem. À minha família, pelo apoio oferecido e por existirem. Aos primos, pela WCC. =)

Aos meus professores do CEFET e da UFCG, por terem me oferecido conhecimento pra chegar até aqui. Em especial aos meus orientadores, ao Angelo Perkusich e Hyggo Almeida pela sabedoria, paciência, broncas e pelo conselho mais falado desse mestrado: "Um dia você chega lá!". Cheguei Angelo? =P

Aos "meus" de Campina Grande: Aninha, Carol Nogueira, Catuxe Varjão, Cintya Leyse, Daniel Bruno, Fred Bublitz, Giovanni Calheiros, Glauber Vinicius, "Tia" a.k.a Dona Alba, Jeane, Athayde Neto, Ivo Calado, Thiago Sales, Lucas Mizera e todos que compartilharam desses anos comigo. Aos "meus" de Maceió, em especial à Galerinha Mais ou Menos, pelos anos de convivência, amizade e formação de caráter e, também, pelo suporte.

A "elas" - que antes de tudo são meus anjos da guarda - pelas incontáveis palavras de incentivo, suporte emocional e psicológico, paciência e pelas farras também: Raissa Paiva, Lari Lira, Índia a.k.a Renata, Natiele Vitorino, Amarela a.k.a Mariana Amaral, Rosamaria, Lucilene Barbosa, Kalina Medeiros, Maraisa Figueiredo, Andreia Oliveira, Lorena Maia, Xênia Carmo, Ló a.k.a Lorena, Nina a.k.a Simone, Chimene Chiara, Liliane Folha, Renata Nobre, Natallya Levino, Josy, Manu e Regina Brasileiro.

A "eles" - que antes de tudo são meus parceiros - pelas viagens, histórias épicas, furadas que me meteram e, principalmente, pelas farras: Noel, Bruno Dias, Danilo Abreu, Maxwell Guimarães, Marcos Batista, Elthon Oliveira, Gustavo Soares, João Arthur, Danilo Dutra, Leonardo Sampaio, Ícaro Medeiros, Paulo Ditarso, Davi, Leonardo Soares e João Bosco.

Aos meus gurus, Daniel Fireman e Leandro Sales, pelo exemplo, pelas consultorias, pelas conversas e pelas farras também!

À Hewlett-Packard, pelo apoio financeiro.

A todos vocês, os "meus", "*I have no fear, cause you are all I have!*"

# Conteúdo

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Problemática . . . . .	2
1.2	Objetivo . . . . .	4
1.3	Relevância . . . . .	4
1.4	Organização do documento . . . . .	5
<b>2</b>	<b>Fundamentação Teórica</b>	<b>7</b>
2.1	Publicidade pervasiva . . . . .	7
2.1.1	Comunicação simétrica . . . . .	8
2.1.2	Democratizar o acesso à mídia . . . . .	8
2.1.3	Experiências . . . . .	8
2.1.4	Adaptação de contexto e personalização . . . . .	9
2.1.5	Medição de audiência . . . . .	9
2.1.6	Persuasão . . . . .	9
2.2	Recomendação . . . . .	10
2.2.1	Baseada em conteúdo . . . . .	10
2.2.2	Colaborativa . . . . .	12
2.2.3	Abordagem mista . . . . .	13
2.3	Discussão . . . . .	14
<b>3</b>	<b>Trabalhos relacionados</b>	<b>15</b>
3.1	<i>Combining empirical experimentation and modeling techniques: A design research approach for personalized mobile advertising applications . . . . .</i>	15
3.2	<i>Ad-me: wireless advertising adapted to the user location, device and emotions</i>	18



---

3.3	<i>SmartMobile-AD: An Intelligent Mobile Advertising System</i> . . . . .	19
3.4	<i>Implementing a low-cost, personalized and location based service for delivering advertisements to mobile users</i> . . . . .	21
3.5	<i>Proposed Architecture and Algorithm for Personalized Advertising on iDTV and Mobile Devices</i> . . . . .	22
3.6	Discussão . . . . .	24
<b>4</b>	<b>PervasiveAd</b> . . . . .	<b>27</b>
4.1	Descrição da solução . . . . .	27
4.2	Infraestrutura de software . . . . .	29
4.2.1	Contexto . . . . .	31
4.2.2	Localização . . . . .	32
4.2.3	Meta-dados . . . . .	32
4.2.4	Estatísticas de consumo . . . . .	33
4.2.5	Perfil . . . . .	33
4.3	Contribuições da solução . . . . .	33
<b>5</b>	<b>Avaliação experimental</b> . . . . .	<b>34</b>
5.1	Objetivo . . . . .	34
5.2	Hipóteses . . . . .	34
5.3	Definições da avaliação . . . . .	35
5.4	Instrumentação . . . . .	36
5.4.1	Algoritmo baseado em estatísticas de consumo . . . . .	37
5.4.2	Algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica . . . . .	38
5.5	Condução do experimento . . . . .	39
5.6	Execução . . . . .	40
5.7	Resultado e discussão . . . . .	41
5.7.1	Análise estatística . . . . .	45
5.8	Limitações . . . . .	46
<b>6</b>	<b>Estudo de caso</b> . . . . .	<b>47</b>
6.1	Implementação . . . . .	47

---

6.1.1	Localização . . . . .	49
6.1.2	Clima e horário . . . . .	50
6.2	Protótipos . . . . .	50
6.3	Avaliação . . . . .	52
<b>7</b>	<b>Considerações Finais</b>	<b>54</b>
7.1	Contribuições . . . . .	54
7.2	Trabalhos Futuros . . . . .	55
<b>A</b>	<b>Categorias</b>	<b>62</b>

# Lista de Figuras

1.1	Variáveis que definem o problema . . . . .	3
3.1	Dimensões de personalização propostas no trabalho[48] . . . . .	16
3.2	Padrão da ontologia LASA[27] . . . . .	22
3.3	Estrutura do algoritmo de personalização[34] . . . . .	23
4.1	Variáveis presentes na infraestrutura PervasiveAd . . . . .	28
4.2	Visão geral da infraestrutura PervasiveAd. . . . .	28
4.3	Fluxograma do processo de inferência na infraestrutura PervasiveAd. . . . .	29
4.4	Componentes da infraestrutura PervasiveAd. . . . .	31
5.1	Quantidade de entrevistados por gênero. . . . .	41
5.2	Quantidade de entrevistados por idade. . . . .	42
5.3	Quantidade de entrevistados por classe econômica. . . . .	43
5.4	Quantidade de categorias associadas aos perfis dos usuários por grupos. . . . .	43
5.5	Porcentagem de anúncios relevantes por grupos acumulados. . . . .	44
5.6	Métrica recall para anúncios por grupos. . . . .	46
6.1	Centro comercial simulado nas dependências da UFAL. . . . .	48
6.2	Tela de cadastro de anúncios publicitários. . . . .	51
6.3	Tela de cadastro de estatísticas. . . . .	51
6.4	Tela de cadastro de locais. . . . .	52
6.5	Tela de avaliação. . . . .	52
6.6	Quantidade de categorias associadas aos perfis dos usuários por grupos . . . . .	53

## Lista de Tabelas

3.1	Comparação de trabalhos relacionados . . . . .	26
5.1	Classes econômicas . . . . .	38
A.1	Categorias . . . . .	62

# Capítulo 1

## Introdução

**Crescer significa estar à frente da solução de problemas (Roberto Shinyashiki)**

A computação móvel tem se mostrado um diferencial no desenvolvimento de novos mecanismos das empresas interagirem com o seu cliente, seja na forma de entretenimento, informação, marketing ou vendas. Isto se tornou realidade devido à popularização do uso de *smartphones* que, segundo dados da Nielsen Telecom Practice Group<sup>1</sup> tendo como base o Brasil, no primeiro trimestre de 2010 apresentou crescimento nas vendas de 128% e já no primeiro trimestre de 2011 apresentou novo crescimento de 165%, em relação ao mesmo período do ano anterior. Aliado a esse crescimento nas vendas está o crescimento do acesso à banda larga móvel via *smartphones* que, de acordo com o IDC<sup>2</sup>, foi de 30% no segundo trimestre de 2011. Este cenário oferece a base necessária para o estudo realizado recentemente pela Juniper Research<sup>3</sup>, no qual prevê-se que, em 2015, as compras de bens físicos realizadas em todo o mundo por meio de *smartphones* chegará a US\$170 bilhões, o que representa o triplo da previsão para o ano de 2011.

Essas previsões oferecem uma oportunidade única para o desenvolvimento e crescimento de tecnologias capazes de chegar diretamente ao cliente provendo informações personalizadas com o objetivo de promover produtos, serviços e ideias, gerando valor ao cliente e ao anunciante [24]. Neste sentido, há previsões ainda mais animadoras, como a divulgada pela ABI Research [36] que prevê que em 2014 serão gastos mais de 4 bilhões de dólares apenas

---

<sup>1</sup>Fonte: <http://br.nielsen.com>

<sup>2</sup>Fonte: <http://www.idc.com/>

<sup>3</sup>Fonte: <http://www.juniperresearch.com>

na América do Norte em publicidade móvel.

Com o surgimento da computação pervasiva, na qual é utilizada a interconexão de dispositivos computacionais embutidos em objetos do nosso dia a dia para a obtenção e o compartilhamento de informações, identificou-se uma grande oportunidade de melhoria na área de publicidade, visto que através de dispositivos móveis e sensores é possível identificar o comportamento e inferir informações através do contexto do usuário. Nesse sentido, a publicidade passa a ser chamada de publicidade pervasiva e, de acordo com [25], as aplicações de publicidade pervasiva serão as mais importantes aplicações do século 21.

A personalização do conteúdo é uma das características que mais interessam a publicidade pervasiva, visto que a publicidade tradicional que era quase sempre feita no formato de marketing de massa, ou seja, usando quase o mesmo produto, promoção e distribuição para todos os consumidores. A publicidade tradicional pode dar lugar à publicidade da nova economia que, segundo Kotler, é o marketing individual ou marketing um-para-um, que é a extrema personalização do micromarketing onde os produtos e o marketing atendem as necessidades e preferências de cada consumidor[24].

É nesse contexto de publicidade pervasiva que se insere esse trabalho, procurando meios de personalizar e encontrar o anúncio publicitário mais adequado ao consumidor, levando em conta o local, clima e horário mais propício para o consumo do referido anúncio, assim como estatísticas de consumo.

## 1.1 Problemática

Com o advento da publicidade pervasiva surgiu a possibilidade da utilização de informações de contexto, contudo quais informações de contexto se devem utilizar para recomendar anúncios de maneira oportunista, ou seja, o anúncio mais propício para o consumo dentro de um determinado contexto.

Por outro lado, observa-se que, antes da publicidade pervasiva, os perfis eram compostos via questionários, ou seja, de maneira direta com o sistema, desviando o foco do usuário para essa atividade. Portanto, deve-se buscar uma forma menos transparente de obter o perfil do usuário, para que o foco do usuário fique apenas na ação de consumir o anúncio relevante recomendado. Além disso, deve-se iniciar o sistema com um perfil mínimo, como idade,

sexo e classe econômica, para que a partir dessas informações conseguir inferir o perfil em sua totalidade.

Nesse sentido, identifica-se que há uma oportunidade promissora dentro da publicidade pervasiva que, ao sanar os problemas apresentados acima, oferece uma forma de identificar e recomendar anúncios relevantes de maneira oportunista. (Vide Figura 1.1)

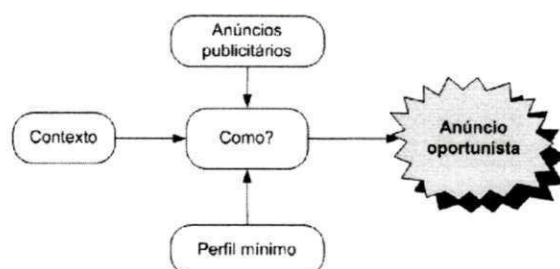


Figura 1.1: Variáveis que definem o problema

Os trabalhos encontrados na literatura diferem e muito em suas soluções, cada um propondo uma nova forma de personalizar e/ou recomendar. Os trabalhos se utilizam de técnicas computacionais para encontrar o conteúdo mais apropriado para um dado consumidor, incluindo Redes Bayesianas [48], sistemas multiagentes [21], ontologias [27], dentre outras, com base em modelos têm com base o conteúdo do anúncio, perfil do usuário, custo, localização e horário [18][21] e aqueles que requerem a definição de regras explícitas por um administrador do sistema [34][48].

Apesar da vasta literatura, embora as soluções existentes utilizem diversas técnicas e modelos para personalizar e/ou recomendar anúncios publicitários, é possível perceber que nenhuma das soluções utilizam dados reais de consumo do usuário, muitas se baseiam apenas no ranqueamento de itens ou na similaridade entre gostos e preferência de usuários. Ao se utilizar dados reais de consumo de uma população é possível captar a cultura e o entendimento local quanto a produtos e serviços, além de ser uma rica fonte de dados para modelar as preferências do usuário sem que seja necessário a interferência direta deste no processo.

Neste trabalho, são utilizadas estatísticas de consumo como forma de se obter informações sobre o perfil do usuário que, combinadas com a informação de contexto, tornam possível identificar anúncios relevantes de maneira oportunista para o usuário, dentro do contexto da publicidade pervasiva.

## 1.2 Objetivo

O propósito deste trabalho é desenvolver uma infraestrutura para entrega de anúncios de publicidade pervasiva personalizados de forma a encontrar o anúncio publicitário mais adequado ao consumidor, levando em conta estatísticas de consumo, o perfil do usuário e o contexto no qual está inserido.

A infraestrutura PervasiveAd tem como princípio obter a localização do usuário, através dela buscar qual o contexto em que ele está inserido e identificar qual(is) do(s) anúncio(s) publicitário(s) cadastrados na infraestrutura são compatíveis com aquele contexto. Após isso, é inferido, através das estatísticas de mercado e do perfil do usuário, qual o anúncio mais propício a ser consumido pelo usuário naquela situação.

Para avaliar a infraestrutura, foi desenvolvido um protótipo e aplicado a um estudo de caso, onde o protótipo ficou à disposição dos professores, funcionários e estudantes da UFAL - Universidade Federal de Alagoas - para que eles recebessem os anúncios publicitários móveis e verificassem se aqueles anúncios eram de seu interesse.

Para alcançar o objetivo principal, os seguintes objetivos específicos são definidos:

- Realizar levantamento das estatísticas de consumo existentes e identificar o conjunto de dados a serem utilizados no trabalho;
- Definir o método de recomendação de anúncios utilizando as estatísticas de consumo;
- Desenvolver a infraestrutura de recomendação de anúncios com base no método de recomendação;
- Realizar experimentos para validar o método de recomendação;
- Definir e implementar um estudo de caso para validar a infraestrutura proposta.

## 1.3 Relevância

Segundo Kotler, as escolhas dos consumidores são feitas através de uma complexa interação dos fatores cultural, social, pessoal e psicológico [24]. Seguindo essa definição, é possível perceber que a infraestrutura desenvolvida tem condições de oferecer uma solução que



abrange a maioria desses fatores uma vez que o perfil está ligado aos fatores cultural e pessoal.

Além disso, a união da utilização de dispositivos móveis e computação pervasiva se mostra uma grande tendência para a publicidade[25], visto que através desses recursos é possível oferecer uma publicidade personalizada e ciente de contexto, melhorando, dessa forma, sua efetividade.

Dessa forma, o presente trabalho desenvolveu uma nova forma de entrega dos anúncios publicitários personalizados, a qual encontrará o anúncio publicitário mais adequado ao consumidor com base em um modelo híbrido que envolve estatísticas de mercado, localização, contexto e do perfil do consumidor.

Somando-se a isso, é necessário destacar que há estudos na área de marketing sobre a percepção do consumidor que define o conceito de atenção seletiva, que é a tendência das pessoas filtrarem a maior parte das informações a que estão expostas, prestando mais atenção àquelas que lhes são de interesse [24]. Nesse sentido, a infraestrutura desenvolvida se utiliza das técnicas já mencionadas para desenvolver essa seleção de informações e fazer com que sejam entregues apenas informações de interesse do usuário.

Por fim, este trabalho está inserido no contexto do projeto Percomp, do laboratório Embedded da Universidade Federal de Campina Grande. Espera-se que este trabalho contribua para o avanço na área de publicidade pervasiva nesta instituição.

## 1.4 Organização do documento

O restante deste documento está estruturado da seguinte forma:

- No **Capítulo 2** são descritos os conceitos envolvidos na solução do trabalho. Inicialmente desenvolve-se um detalhamento sobre o que é e quais as características da publicidade pervasiva e, após isso, são descritas as técnicas mais utilizadas de recomendação, destacando os principais problemas de cada uma delas.
- No **Capítulo 3** são discutidas algumas soluções existentes na área de recomendação de anúncios publicitários, destacando os trabalhos que mais se identificaram com os objetivos definidos neste trabalho.

- No **Capítulo 4** descreve-se a infraestrutura PervasiveAd, detalhando cada um dos componentes da infraestrutura.
- No **Capítulo 5** é descrita a avaliação experimental feita para validar a nova técnica de recomendação proposta neste trabalho, mostrando qual o seu objetivo, hipóteses, condução do experimento, resultados, limitações, entre outros detalhes.
- No **Capítulo 6** é detalhado o estudo de caso que visa validar a infraestrutura como um todo, fazendo uso de um protótipo desenvolvido. Este estudo de caso foi desenvolvido no campus da Universidade Federal de Alagoas durante 30 dias, entre agosto e setembro de 2011, e teve como entrevistados alunos, professores e funcionários daquela universidade.
- No **Capítulo 7** são apresentadas as considerações finais e os trabalhos futuros, descrevendo as contribuições desta pesquisa e o que se espera realizar para evoluir este trabalho.

# Capítulo 2

## Fundamentação Teórica

Neste capítulo são apresentados tópicos considerados essenciais para o entendimento do restante do trabalho.

### 2.1 Publicidade pervasiva

Com o surgimento da computação pervasiva (ou ubíqua), acredita-se que, assim como na Internet, a publicidade irá tornar-se o modelo de negócio que justificará a sua utilização[31]. O termo publicidade pervasiva é definido como o uso das tecnologias da computação pervasiva (sinalização digital, *smartphones* e computação física ou robótica) para propósitos publicitários[31]. Como enunciou Mark Weiser em [47], as mais profundas tecnologias são aquelas que desaparecem. Portanto, o mais importante das tecnologias da computação pervasiva é sua sinergia.

O que faz da computação pervasiva uma solução tão poderosa para a publicidade está relacionado as suas propriedades de automação, interatividade e ubiquidade que conseguem mudar a publicidade tradicional em seis modos: comunicação simétrica, democratizar o acesso à mídia, experiências, adaptação de contexto e personalização, medição de audiência e persuasão.

### 2.1.1 Comunicação simétrica

A publicidade tradicional quase sempre utiliza o formato de marketing de massa, ou seja, usando quase o mesmo produto, promoção e distribuição para todos os consumidores[14]. Dessa forma, cria-se uma comunicação assimétrica, onde o anunciante tem todo o poder e decide onde, como e quando os consumidores vão receber o anúncio publicitário. Com o advento da publicidade pervasiva, esta comunicação se torna simétrica uma vez que o poder recai sobre os consumidores, os quais podem dizer quando, onde e como desejam receber o anúncio publicitário e ainda podem interagir com este.

### 2.1.2 Democratizar o acesso à mídia

A publicidade pervasiva trará um barateamento substancial nos custos de uma campanha publicitária, visto que, por definição, a publicidade pervasiva é altamente automatizada, ou seja, uma nova campanha pode ser facilmente realizada através do preenchimento de um cadastro em um *website*. Então, este barateamento poderá democratizar o acesso à mídia, uma vez que não só as grandes corporações poderão ter acesso, mas qualquer empresa ou, até mesmo, pessoas físicas.

### 2.1.3 Experiências

Segundo [32], existem três níveis de interação com sistemas de computador. O primeiro é visceral ou "primeira impressão", o segundo é comportamental ou "como se sente" e o terceiro é reflexivo ou "o que pensamos que pensam de nós". A publicidade tradicional não é interativa, então ela não passa do primeiro nível. Já a pervasiva consegue atingir os três níveis pois, por conta da sua essência digital, há várias maneiras de surpreender e interagir com o usuário como, por exemplo, novas formas de apresentação, efeitos e integração de plataformas.

Em 2002, a empresa *Alaris Media Network* instalou 10 painéis eletrônicos pelas ruas da Califórnia que mostrava os anúncios de acordo com a demografia das pessoas que passam no momento, esta audiência era medida através das rádios a que elas estavam sintonizadas[39][40]. Similarmente, outra companhia instalou painéis eletrônicos equipados com câmeras para inferir a idade e o gênero das pessoas que passavam no local para

encontrar anúncios relevantes para o público[11]. Estes são exemplos de utilização de novas formas de apresentação com integração de plataformas.

### 2.1.4 Adaptação de contexto e personalização

A personalização é a característica da publicidade pervasiva que mais interessa ao marketing, visto que a publicidade tradicional era quase sempre feita no formato de marketing de massa. A nova economia, segundo Kotler, é o marketing individual ou marketing um-para-um, que é a extrema personalização do micro-marketing onde os produtos e o marketing atendem as necessidades e preferências de cada consumidor[14].

Nesse sentido, a publicidade pervasiva possibilita construir, em tempo real, o perfil do usuário e obter informações de contexto, como clima, horário e localização, para, a partir dessas informações, adaptar o anúncio para o grupo alvo ou usuário alvo. Como exemplo, pode-se citar a companhia Eyeview<sup>1</sup> que apresenta vídeos de publicidade personalizados baseado em informação da localização do usuário, demográfica, clima, horário e outras variáveis.

### 2.1.5 Medição de audiência

Um dos maiores problemas para os anunciantes é achar a audiência correta para o seu anúncio. Para isso, a publicidade tradicional utilizava-se de pesquisas de mercado e outros artifícios para achar o melhor canal de mídia a ser veiculado o anúncio. Na publicidade pervasiva é possível mensurar a audiência em tempo real. Se um anúncio tem como alvo pessoas do sexo masculino, torna-se possível equipar o ambiente com uma câmera que possa fazer o reconhecimento da pessoa, identificar se é do sexo masculino e veicular o anúncio no ambiente. As possibilidades são infinitas quando pode-se contar com todos os dispositivos e sensores presentes no ambiente para inferir qual anúncio veicular dada a audiência do local.

### 2.1.6 Persuasão

Marketing é um processo pelo qual indivíduos ou grupos obtêm o que eles necessitam e desejam através da criação e troca de produtos com outros[14]. Sendo assim, o objetivo de

---

<sup>1</sup><http://www.eyeviewdigital.com/>

uma campanha publicitária é despertar o desejo e/ou intenção de compra ou troca de produtos. Dessa forma, a persuasão é sempre um ponto chave no desenvolvimento da campanha. A computação pervasiva, por estar distribuída no ambiente, tem a capacidade de encontrar o usuário em um determinado local dentro de um determinado horário. Aplicando isto a publicidade pervasiva, o cenário que pode exemplificar o poder de persuasão é o de uma pessoa que está, ao meio dia, passeando por um local desconhecido e recebe um anúncio de um restaurante do tipo de comida de sua preferência, juntamente com um desconto e o caminho que esta pessoa deve fazer para chegar até o restaurante. A união das informações obtidas através da computação pervasiva e o objetivo de suprir uma necessidade básica (fome) além de ser uma grande vantagem que a publicidade pervasiva tem em comparação com a publicidade tradicional, mostra também que essa união pode persuadir o usuário a suprir seus desejos e vontades.

## 2.2 Recomendação

Na metade dos anos 90, surgiram as primeiras publicações sobre filtragem colaborativa e este foi o início de uma importante área de pesquisa chamada sistemas de recomendação. Até hoje, academia e indústria vêm desenvolvendo novos métodos para tentar inferir, cada vez com mais acurácia, os desejos dos usuários. Os sistemas de recomendação permanecem sob pesquisa até hoje, pois são aplicações práticas e que podem ajudar os usuários a filtrar o excesso de informação que está presente na Internet hoje em dia, buscando apenas o conteúdo, produto e/ou serviços que mais atendam seus desejos. Como exemplo de aplicações que recomendam produtos pode-se citar Amazon.com[28], MovieLens[30], AdaptiveInfo.com[7] e, ainda, empresas que vendem seus servidores comerciais incorporando sistemas de recomendação[33].

### 2.2.1 Baseada em conteúdo

Os métodos de recomendação baseados em conteúdo fazem uso de informação referente ao item a ser recomendado para analisar as similaridades em relação as informações de outros itens ranqueados anteriormente pelo usuário em questão. Por exemplo, em uma recomendação de livro a um usuário, o sistema de recomendação baseado em conteúdo irá

analisar as similaridades entre o livro requerido e todos os outros livros, que foram anteriormente ranqueados pelo usuário, com base em informações como autor(es), gênero, editora, palavras-chaves e assim por diante. Então, o que obtiver o maior nível de similaridade será recomendado ao usuário.

A origem dos sistemas de recomendação baseada em conteúdo está nas pesquisas das áreas de recuperação de informação[3][41] e de filtragem de informação[6], que visam desenvolver novas técnicas de encontrar informação entre textos, sites e documentos. Como muitos sistemas de recomendação são focados em recomendar itens que contêm informação textual, como documentos, descrições e palavras chaves, a aplicação de técnicas dessas áreas foi inevitável.

Contudo, a área de recomendação baseada em conteúdo teve seus avanços ao utilizar informações do usuário, como gostos, preferências e necessidades, em suma, seu perfil. Ou seja, além de tentar inferir com as informações dos itens ranqueados anteriormente pelo usuário, o sistema também utilizava informações referentes às preferências do usuário que podiam ser obtidas através de questionários diretos ou pelo acesso dele aos itens enquanto navegava no sistema. As técnicas de inferência mais comuns são técnicas de recuperação de informação, *clustering*, classificadores Bayesianos, árvores de decisão e redes neurais.

Sistemas de recomendação baseada em conteúdo têm limitações e abaixo são destacadas algumas:

- **Análise de conteúdo limitado** - O conteúdo basicamente deve ser texto, pois é muito difícil aplicar métodos de extração de informação de dados multimídia. Além disso, se dois itens tiverem as mesmas características eles serão indistinguíveis.
- **Super especialização** - O usuário pode não receber recomendação de itens que sejam do interesse dele, apenas porque nunca ranqueou um item similar.
- **Novo usuário** - O sistema não entenderá as preferências do usuário até que ele tenha ranqueado um número de itens suficiente para que o sistema possa inferir informações com o mínimo de confiança.

### 2.2.2 Colaborativa

Ao contrário da recomendação baseada em conteúdo que utiliza informações dos itens ranqueados pelo próprio usuário, os métodos de recomendação colaborativa fazem uso das informações dos itens ranqueados por outros usuários. Por exemplo, ao recomendar um livro para um usuário em particular, inicialmente o sistema de recomendação procura por "pares", ou seja, usuários que tenham gostos similares ao do usuário em questão no quesito livros. Então, só os livros ranqueados por esses "pares" que poderão ser recomendados.

Muitos sistemas de recomendação colaborativa têm sido desenvolvidos pela academia e pela indústria, o primeiro deles, Grundy[38], utilizou esteriótipos como forma de modelar os usuários. Estes esteriótipos eram modelos pré-definidos que eram utilizados para identificar um grupo de usuários e recomendar itens para cada um desse grupo. Mais tarde, o sistema Tapestry confiou aos seus usuários o poder de identificar usuários que tinham os mesmos gostos que eles manualmente[19]. Depois disso, vieram os primeiros algoritmos de filtragem colaborativa automatizados[23][37][45].

De acordo com [8], os algoritmos de recomendação colaborativa podem ser agrupados em duas classes: baseado em memória ou baseado em modelo. O primeiro se utiliza de heurística para fazer predições baseadas em todos os itens ranqueados pelos usuários, já o segundo se utiliza de uma coleção de ranques para criar um modelo e então usá-lo para fazer predições de taxas. Em ambas as classes, a inferência é feita pela similaridade entre os itens ranqueados e o que obtiver a maior similaridade é recomendada. As técnicas de inferência utilizadas são: co-seno, correlação de Pearson, *clustering*, teoria dos grafos, redes Bayesianas, regressão linear e modelos probabilísticos.

Algumas limitações dos sistemas de recomendação colaborativa são conhecidas e abaixo são citadas algumas:

- **Novo usuário** - O sistema não entenderá as preferências do usuário até que ele tenha ranqueado um número de itens suficiente para que o sistema possa localizar usuários com gostos similares ao usuário em questão.
- **Novo item** - Enquanto o item não tenha sido ranqueado um número suficiente de vezes, o sistema não conseguirá recomendá-lo, já que ele infere a recomendação pela similaridade entre usuários que ranquearam aquele item.



### 2.2.3 Abordagem mista

Para evitar as limitações dos sistemas de recomendação baseado em conteúdo e colaborativo, muitos sistemas de recomendação optam por uma abordagem mista[4][10][46]. Os diferentes tipos de combinação podem ser: resultados combinados, características da recomendação baseada em conteúdo na recomendação por filtragem colaborativa, características da recomendação por filtragem colaborativa na recomendação baseada em conteúdo e modelos que incorporam características de ambos.

- **Resultados combinados** - Nesta combinação desenvolve-se ambos os sistemas de recomendação e aplica-se combinação linear de suas saídas ou um esquema de voto para decidir qual a recomendação enviar para o usuário. Outra possibilidade é usar vários sistemas de recomendação delegando uma métrica de qualidade para decidir através das saídas dos sistemas qual delas deve ser usada.
- **Características da recomendação baseada em conteúdo na por filtragem colaborativa** - A utilização de perfis, originalmente do sistema de recomendação baseado em conteúdo, no colaborativo oferece a possibilidade de que o cálculo de similaridade seja feito não apenas entre itens ranqueados, mas também por perfis de usuários "pares". Outro benefício desta adição do perfil no sistema de recomendação colaborativo é que os itens podem ser recomendados, também, pelo próprio perfil do usuário, caso o item procurado já esteja ranqueado no perfil.
- **Características da recomendação por filtragem colaborativa na baseada em conteúdo** - É possível usar técnicas de indexação para prover uma visão colaborativa de um grupo de perfis, onde os perfis seriam representados por vetores. Ou seja, os perfis com gostos e preferências similares seriam agrupados em um vetor e o item poderia ser recomendado para o usuário mesmo que ele não tivesse ranqueado o item, mas algum outro usuário com gostos e preferências similares a ele sim.
- **Modelo utilizando ambos** - Vários modelos têm sido propostos nos últimos anos, como em [5] que propõe a utilização de características de ambos em um classificador simples baseado em regras. Já em [35] e [43] foi proposto um método probabilístico que combina recomendações colaborativas e baseado em conteúdo.

## 2.3 Discussão

A infraestrutura PervasiveAd, que tem seu nome originado na publicidade pervasiva, faz uso de *smartphones*, para identificar o usuário, e tecnologia de localização, para buscar informações sobre o usuário, que são adicionadas ao modelo híbrido e, então, realizada a inferência para encontrar o anúncio publicitário mais adequado ao consumidor, levando em conta seu contexto.

A PervasiveAd atende a todas as características da publicidade pervasiva, como: à comunicação simétrica, através da interatividade via *smartphone*; à democratização do acesso a mídia, através de um formulário web para cadastro das campanhas publicitárias; à experiência, através da antecipação da procura do usuário; à adaptação de contexto e personalização, através do uso de informações do contexto e perfil do usuário; à medição de audiência, através da retroalimentação fornecida pelo usuário; e à persuasão, através da intenção de suprir uma necessidade ou desejo exatamente no momento que ele aparecer.

Muitos sistemas de recomendação têm problemas com relação ao seu início, problema do novo usuário ou novo item, e objetivando sanar essas limitações, a PervasiveAd faz uso de estatísticas de consumo reais, como um dos componentes de seu modelo híbrido, para que mesmo em seu começo, suas recomendações reflitam a real preferência da população, que pode ser local, regional ou nacional. Contudo, com o uso da infraestrutura, esta pode obter as preferências das pessoas do local em que for implantada e, assim, conseguir uma maior acurácia em suas recomendações.

## Capítulo 3

### Trabalhos relacionados

A área de publicidade móvel surgiu na metade dos anos 90 e muito tem se estudado quanto as suas características, principalmente quanto à privacidade[16][9][44][20]. Com relação a abrangência de atuação, as soluções podem ser classificadas em: de abrangência limitada, ou seja, a localização do usuário é feita dentro de um determinado espaço físico, como shoppings e lojas[42][1][13][27] e de abrangência ilimitada que visam localizar o usuário em qualquer parte do globo terrestre como [48][21][18][34]. Aqui são detalhados aqueles que estão mais relacionados aos objetivos definidos neste trabalho.

#### ***3.1 Combining empirical experimentation and modeling techniques: A design research approach for personalized mobile advertising applications***

Neste trabalho[48] foi desenvolvido um protótipo de uma aplicação para publicidade personalizada móvel fazendo uso de avaliações empíricas para determinar um modelo do usuário e de rede Bayesiana como motor de inferência. Como primeiro passo da construção do modelo do usuário, foi desenvolvido um arcabouço das dimensões de personalização, as quais podem ser vistas na Figura 3.1. Este arcabouço foi construído com base na revisão literária sobre dimensões de personalização feita pelo autor e levando em consideração as preferências dos usuários no segmento de restaurantes que servem jantar, segmento básico do estudo. Essas últimas preferências foram coletadas de uma pesquisa realizada pelo site Londone-

ats.com [29], as quais são: cozinha, recomendação, preço, ambiente e serviço, em ordem descendente de interesse.

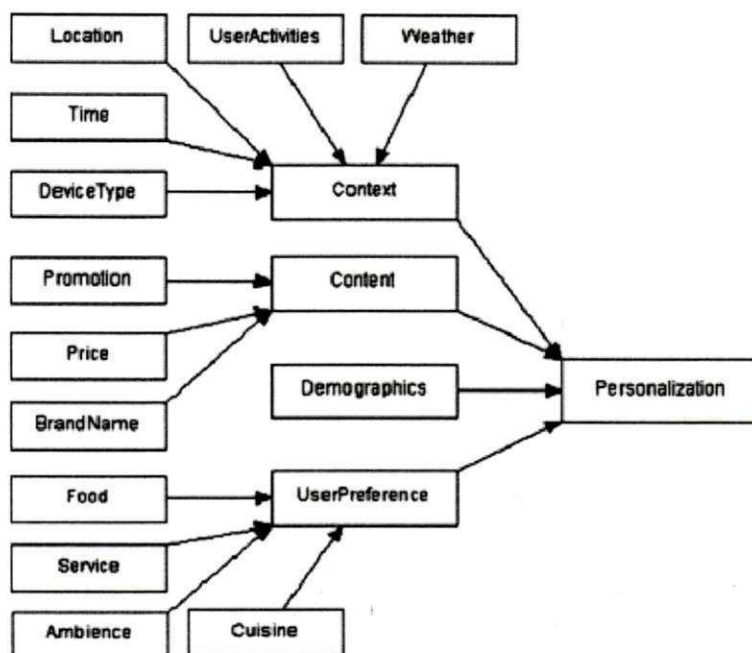


Figura 3.1: Dimensões de personalização propostas no trabalho[48]

Após a construção deste arcabouço foi realizado um experimento empírico para verificar a importância destes componentes e como eles devem ser agrupados. Neste estudo foram distribuídos 235 questionários para pessoas na China em 2005, dos quais 143 foram respondidos e apenas 135 destes foram considerados. Os questionários continham seis partes. Na primeira perguntava-se o entrevistado tinha experiência no uso de dispositivos móveis, SMS, MMS e Internet móvel. Na segunda parte perguntava-se qual a atitude e intenção do usuário com relação à publicidade móvel e se um anúncio personalizado ajudaria sua atitude de compra. Na terceira buscava-se obter o quão importante era a personalização, o entretenimento, a informação, a irradiação e a credibilidade do anúncio para o entrevistado. Na quarta e quinta solicitava-se a opinião dos entrevistados quanto às dimensões de personalização (preferência do usuário, conteúdo e contexto). Na sexta parte obtinham-se dados demográficos do entrevistado.

Analisando os dados, foi possível identificar, através dos mínimos quadrados parciais, que com 95% de confiança apenas entretenimento, credibilidade e personalização tiveram

efeitos significativos na atitude de compra. Em relação aos itens de personalização, os fatores mais importantes para os entrevistados foram preço, desconto, serviço do restaurante, ambiente do restaurante, marca, tipo da comida, comida, atividades do usuário, localização, tempo, tipo do dispositivo e clima, em ordem decrescente. Também foi confirmado, através do coeficiente de Cronbach's, que os itens foram agrupados nos fatores devidos (Ver Figura 3.1).

Após essa análise, foi desenvolvido um modelo de componentes baseado em redes Bayesianas com o modelo do usuário (perfil e preferências), modelo de contexto, algumas informações relacionadas ao produto e serviço e uma máquina de inferência. Para gerar as probabilidades *a priori* para a rede Bayesiana, foram usados os questionários da avaliação empírica e, quando não era possível obter as probabilidades *a priori* dos questionários, foram convocados especialistas no domínio para oferecê-las.

Para que o protótipo fizesse suas predições, eram obtidas as probabilidades *a priori* ou era propagada a informação previamente estruturada e condicional em cada instância da rede Bayesiana do modelo do usuário e, após os cálculos, era retornada uma probabilidade associada ao interesse (classificada em forte, médio e baixo) em um restaurante em particular. O mesmo é aplicado ao modelo de contexto. Após toda a informação ser propagada na rede Bayesiana era apresentado um status de decisão associado a uma probabilidade. Se a probabilidade for maior que um determinado patamar, a promoção seria enviada para o usuário.

No trabalho faz-se um levantamento muito interessante com relação a fatores que influenciam a personalização de anúncios publicitários. Contudo, existe um problema pontual na solução que é o uso de conhecimento de especialistas quando não for possível obter probabilidades *a priori* diretamente dos questionários utilizados por eles. Ou seja, o trabalho desenvolvido perde em escalabilidade uma vez que seria necessário contratar um especialista de cada localidade e especialidade na qual o protótipo for aplicado.

### ***3.2 Ad-me: wireless advertising adapted to the user location, device and emotions***

O Ad-me[21] é um sistema desenvolvido com o objetivo de entregar anúncios publicitários a usuários quando, onde e como eles precisam. Para isso, faz-se uso de informações de contexto, perfil do usuário e do anunciante, informação geográfica e levam-se em conta as limitações do perfil do dispositivo utilizado. O sistema entrega a publicidade em modo sensível, ou seja, utiliza-se da funcionalidade *pull* para prover anúncios publicitários dinamicamente baseado no perfil do usuário e na sua localização. Também tem a funcionalidade *push* que serve para indicar anúncios publicitários que sejam interessantes ao usuário e que se refiram a estabelecimentos próximos de sua localização corrente. Alguns requisitos funcionais do sistema são: prover informações turísticas, apresentar um mapa local com a posição corrente do usuário e encontrar objetos que possam ser do interesse do usuário e mostrá-los no mapa.

O sistema faz uso de uma arquitetura cliente-servidor que, além de garantir escalabilidade da solução, torna possível colocar a maior carga computacional da solução no servidor e pouca carga para o dispositivo móvel. Já a arquitetura do sistema faz uso de sistemas multi-agentes[17]. Na solução são usados os agentes: *User Profiling Agent*, que é onde são colocadas as informações obtidas através de questionário previamente respondido, criando o perfil do usuário, fazendo inferências nele e armazenando no banco de dados; *Context Agent*, que gera um conjunto de informações sobre o contexto do dispositivo, tais como tamanho máximo de altura e comprimento de imagem e tipos de imagem; *Manager Agent*, que recebe as informações do *context agent* e informa o conjunto de atributos de apresentação para o *Client Agent*; *User Agent*, que obtém as coordenadas GPS do usuário e envia a informação para o *Manager Agent* que, por sua vez, retorna o mapa local; *Map Generator Agent*, que é o responsável por gerar o mapa local em um tamanho predeterminado e centralizado na posição corrente do usuário; *Find Objects Agent*, que é o responsável por encontrar todos os objetos de interesse do usuário, requisitados por ele (funcionalidade *pull*) ou não (funcionalidade *push*), e detalhes do mapa do *Context Agent*; *Route Finding Agent*, que é o responsável por achar o menor caminho entre o usuário e cada um dos objetos desejados pelo usuário.

Com relação às informações de contexto utilizadas, incluem-se: contexto do usuário

(identificação, localização, perfil e orientação); contexto da computação (conexão de rede, tipo de dispositivo sem fio, tipo de sistema operacional); contexto físico (características do ambiente e objetos próximos) e contexto histórico (hora do dia, dia da semana, mês e estação do ano). Quanto ao perfil do usuário, ele é obtido de duas formas: **ativa e passiva**. Na forma passiva, o perfil é obtido através das preferências do usuário respondidas no questionário. Já na forma ativa, obtém-se o perfil através de interações do usuário com o sistema.

### **3.3 *SmartMobile-AD: An Intelligent Mobile Advertising System***

O SmartMobile-AD[18] é um sistema de publicidade móvel que oferece suporte a empresas publicitárias a aceitar, entregar e apresentar publicidade móvel. A sua arquitetura é cliente-servidor e tem como principais componentes funcionais do sistema:

- ***Ad Space Management*** – Cria, atualiza e mantém diferentes tipos de espaços publicitários;
- ***Ad Schedule Management*** – Cria, atualiza e mantém diferentes horários de exibição;
- ***Ad Targeting Management*** – Responsável por gerar as regras de exibição com as informações providas pelo anunciante;
- ***Ad Delivery*** – Responsável por obter informações de localização e horário do usuário móvel quando tentar acessar uma página web e enviar essa informação ao ***Ad Targeting Management***;
- ***Ad Tracking*** – Permite que seja observada a postagem da propaganda e as ações do usuário relacionado a ela;
- ***Ad Performance*** – Avalia e quantifica o desempenho da propaganda;
- ***Ad Generator*** – Responsável por achar o melhor anúncio usando as regras de exibição;
- ***Page Generator*** – Gera e envia a página com a melhor propaganda.

No sistema os anunciantes são categorizados em grandes empresas, revendedores e pequenas empresas. De acordo com as categorias dos anunciantes, existem diferentes opções para *templates*, espaços, horários, tipos de anúncios, tipos de conteúdo e tipo de transação de anúncios. Uma vez identificado o tipo de anunciante na *interface* online do SmartMobile-AD, são realizadas as seguintes atividades:

1. Verificar os espaços de publicidade disponíveis para selecionar o espaço apropriado para um dado anúncio móvel;
2. Selecionar o tipo de publicidade apropriado (categoria, cupom, marca ou baseada em localização) e o tipo da apresentação do anúncio (*banner*, ícone, mensagem ou *ticket*);
3. Definir e selecionar os atributos do anúncio móvel, tais como tipo do conteúdo (multimídia, áudio, texto, mensagem ou imagem) e tipo de cobrança (baseado em impressões, cliques, número de entregas ou baseado em transações);
4. Selecionar e agendar horários para cada espaço de publicidade, escolhendo os três tipos de horários disponíveis: baseado no tempo, na frequência ou agendamento de horário;
5. Definir a estratégia de entrega de anúncios publicitários para os usuários e seus parâmetros;
6. Preparar e enviar o conteúdo do anúncio móvel;
7. Durante o processo, o anunciante pode verificar seu anúncio na função *preview* através de um emulador de dispositivo móvel em seu computador pessoal.

O SmartMobile-AD disponibiliza cinco tipos de estratégias para definir a entrega de anúncios publicitários e estas podem ser utilizadas de forma híbrida, que são: baseada em conteúdo, no perfil do usuário, no custo, na localização e/ou no horário. Um problema encontrado neste trabalho é que ele não define como irá obter o perfil e a localização do usuário, apenas afirma que utilizará essa informação em um modelo híbrido. Outro ponto fraco do sistema é a utilização de MMS - *Multimídia Messaging Service* - para envio das propagandas, visto que este tipo de mensagem não é suportada por alguns celulares. Além disso, algumas



mensagens precisam ser adaptadas [12] para que o cliente que irá receber a mensagem possa visualizá-la e algumas operadoras não oferecem todos os mecanismos de conversão.

### **3.4 *Implementing a low-cost, personalized and location based service for delivering advertisements to mobile users***

O LASA[27] – *Location Aware Shopping Advertisement* – é um arcabouço que pode ser usado para entregar anúncios publicitários a usuários cadastrados de maneira coerente, não intrusiva e de baixo custo. Para isso, foi elaborada uma ontologia para o domínio específico do problema, imposto um limite da quantidade de anúncios apresentados ao usuário e visando atingir o baixo custo da solução foi desenvolvida uma arquitetura que utilizasse a infraestrutura da rede WiFi já existente, eliminando o custo de qualquer tecnologia sofisticada de posicionamento, uma vez que o usuário terá como localização o alcance da rede WiFi a qual está conectado.

O serviço LASA é baseado na arquitetura cliente-servidor, no qual o cliente é um dispositivo móvel e o servidor é o dispositivo que armazena e manipula anúncios publicitários e outras informações relacionadas às lojas afiliadas. O cliente LASA pode ser executado em qualquer dispositivo equipado com WiFi, o qual será responsável pela conexão com os AP – *Access Point* – que irão conectar o cliente ao servidor e, também, fornecerão a localização do cliente. Por outro lado, caso o dispositivo cliente tenha GPS, este irá adicionar a habilidade de continuar recebendo anúncios mesmo fora do alcance dos APs.

Os produtos anunciados são armazenados no banco de dados do servidor como uma árvore de categorias e sub-categorias de produtos e os anúncios são apresentados aos usuários como uma lista de títulos a qual pode ser navegada pelo usuário em alternativa de apenas apresentar os anúncios que estão de acordo com o perfil do usuário.

Foi formulada uma ontologia (Ver Figura 3.2) que visa alcançar acurácia e realismo na descrições dos usuários e suas necessidades. Dessa forma, há uma discriminação de necessidades permanentes e necessidades transitórias. As necessidades permanentes se estendem ao longo do tempo e do espaço. Já as necessidades transitórias oferecem ao usuário a oportunidade de procurar por produtos que não se encaixam com o seu perfil, como no caso do usuário estar procurando comprar um presente que não seja pra ele próprio. Caso seja feito

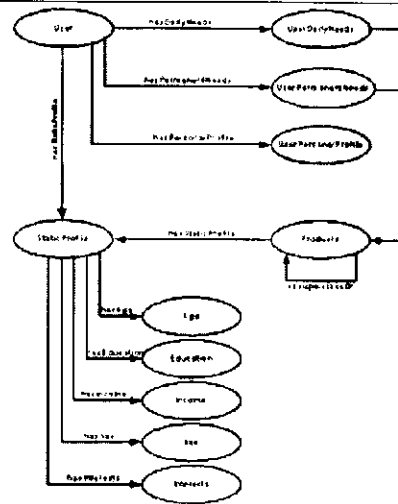


Figura 3.2: Padrão da ontologia LISA[27]

o uso de dispositivo móvel com GPS, é possível associar perfis para cada local visitado pelo usuário. Estes novos perfis são compostos através da inferência dos seus interesses nos perfis pré-existentes.

Já o perfil do produto é caracterizado por grupos de usuários em potencial e não por sua natureza. O administrador do sistema pode utilizar-se de uma *interface* gráfica para descrever os produtos na ontologia definindo quais são os usuários em potencial daquele produto caracterizando-os por alta, média ou baixa educação, renda, interesse em livros, interesse em tecnologias, dentre outros.

### 3.5 Proposed Architecture and Algorithm for Personalized Advertising on iDTV and Mobile Devices

Neste trabalho[34] propõe-se uma arquitetura e algoritmo para recomendação de anúncios publicitários personalizados em televisão digital interativa, computadores e dispositivos móveis. Visando atingir este objetivo é utilizado um servidor o qual irá determinar qual o melhor anúncio baseado no perfil do usuário em um determinado momento.

O perfil do usuário é composto inicialmente por informações pessoais providas explicitamente pelo usuário, como idade, gênero e região, e suas categorias de produtos favoritas. Com o sistema já em funcionamento, é feito um monitoramento das atividades do usuário e

suas interações, nas três plataformas, e então são atualizadas as preferências do usuário.

As atividades monitoradas na televisão digital interativa são o ato de pressionar o botão de interatividade, as marcações no *bookmark* do sistema, envio de propaganda entre amigos e parentes e avaliação dos anúncios assistidos. Na plataforma móvel essas atividades são as requisições de comerciais e requisições de informações adicionais sobre o anúncio publicitário visto. O foco das atividades monitoradas é nas plataformas de televisão digital interativa e dispositivos móveis. Por isso, na Internet, o monitoramento das atividades é limitado, baseando-se apenas nas páginas de jornais mais visitadas e os cliques em *banners* de publicidade.

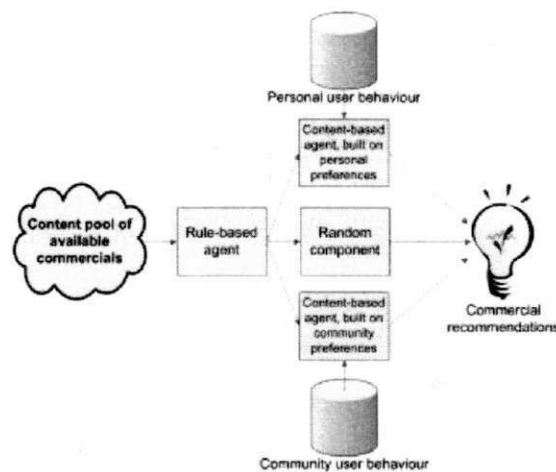


Figura 3.3: Estrutura do algoritmo de personalização[34]

Na Figura 3.3 é ilustrada a estrutura do algoritmo de personalização proposto no trabalho que consiste em calcular o anúncio publicitário mais adequado ao usuário levando em consideração uma combinação de técnicas de recomendação, baseada em regras e em conteúdo.

O principal objetivo do agente de recomendação baseado em regras é filtrar os anúncios irrelevantes e inapropriados utilizando informações como idade, gênero, região, quantidade de anúncios enviados e evitar duplicidade de anúncios. Após esse filtro, são aplicados dois agentes de recomendação baseada em conteúdo, um que leva em consideração as preferências pessoais do usuário e outro que leva em consideração as preferências da comunidade, e um componente randômico. Ao final, é escolhido o anúncio publicitário mais adequado ao usuário levando em consideração as preferências pessoais, preferências da comunidade (amigos e parentes do usuário) e o componente randômico que tenta evitar o viés de uma

categoria de produto muito positivada para o usuário.

Ao se levar em consideração o conceito de privacidade nos sistemas de recomendação de publicidade móvel, este trabalho se mostra inadequado uma vez que esse monitoramento é avaliado como intrusivo, pois um usuário pode não aceitar que sites que foram acessados através do seu computador pessoal sirvam de base para as propagandas que serão exibidas na TV da casa do usuário e assim por diante.

### 3.6 Discussão

A infraestrutura PervasiveAd tem por objetivo avançar no estado da arte na área de publicidade móvel em duas frentes. Primeiro desenvolvendo uma nova técnica de recomendação que é composta por um modelo híbrido que envolve estatísticas de mercado, localização, contexto, informações do anúncio publicitário e do perfil do consumidor. Este modelo oferecerá informação de consumo real do local que está sendo empregado e, ainda, poderá acompanhar uma possível mudança de preferência dos consumidores de uma determinada localidade através da descoberta de padrões de consumo que deverá ser feita tomando como base a retroalimentação fornecida pelos próprios consumidores. E, em sua segunda frente, desenvolvendo uma nova forma de entrega dos anúncios publicitários móveis personalizados, a qual encontrará o anúncio publicitário mais adequado ao consumidor, levando em conta o local, clima e horário mais propício para o consumo deste anúncio.

Neste capítulo foram descritos os trabalhos que estão mais relacionados aos objetivos deste, contudo, cada um deles tem suas limitações que a infraestrutura PervasiveAd procurou sanar. Em [48], faz-se necessário a contratação de especialistas para oferecer as probabilidades *a priori* necessária na rede Bayesiana daquela solução, apesar de ser controversa a possibilidade de especialistas fornecerem probabilidades, uma vez que isso, em geral, é feito com base em pesquisas. Na infraestrutura PervasiveAd são utilizadas estatísticas de consumo, no modelo de inferência, e estas estatísticas podem ser obtidas em pesquisas de empresas governamentais (como o IBGE). Em [21], os perfis dos usuários são feitos de forma ativa, via questionários, já na PervasiveAd o perfil é obtido de forma passiva objetivando não tirar a atenção do usuário em saciar sua necessidade. Em [18], são usadas mensagens no formato MMS que precisam ser adaptadas [12] e algumas operadoras não oferecem todos

os mecanismos de conversão, já na PervasiveAd todo o envio dos anúncios publicitários se faz via Internet. Em [27], há a necessidade de que o administrador do sistema interfira para descrever produtos na ontologia do sistema, já na PervasiveAd não é necessária nenhuma interferência a não ser do próprio anunciante em cadastrar seu anúncio publicitário e os dados a respeito dele. Por fim, em [34], o conceito de privacidade é desrespeitado uma vez que o usuário é monitorado nas três plataformas da solução, o que pode ser considerado intrusivo. Já na PervasiveAd, busca-se respeitar todos os preceitos da privacidade garantindo segurança nos dados fornecidos e mecanismos para evitar excesso de envio de anúncios publicitários para o usuário.

Na Tabela 3.1 são resumidas as principais características das soluções detalhadas neste capítulo.

Tabela 3.1: Comparação de trabalhos relacionados

	<b>Protótipo do trabalho 1</b>	<b>Ad-me</b>	<b>SmartMobile-AD</b>	<b>LASA</b>	<b>iDTV</b>
<b>Técnica de recomendação</b>	Inferência através de Rede Bayesiana	Inferência através de multiagentes	Modelo híbrido (conteúdo, perfil do usuário, custo, localização e horário)	Inferência por ontologia	Modelo híbrido (baseado em regras e conteúdo)
<b>Privacidade</b>	Não	Não	Não	Não	Não
<b>Contexto</b>	Sim, modelo definido pelo trabalho	Sim, contexto do usuário, da computação, físico e histórico	Não	Não	Não
<b>Perfil</b>	Sim, modelo definido pelo trabalho	Sim, ativo e passivo	Sim, não informado a obtenção	Sim, necessidades permanentes e transitórias	Sim, pessoal e comunidade
<b>Escalabilidade</b>	Não	Sim	Sim	Sim	Sim

# Capítulo 4

## PervasiveAd

Ciente de que a área de publicidade pervasiva é carente de uma solução que utilize dados reais de consumo para inferência das preferências dos usuários associada à utilização de informações de contexto, a infraestrutura PervasiveAd foi criada objetivando suprimir esta carência e oferecer aos seus usuários recomendações que possam adequar-se às suas necessidades no momento em que elas surgirem.

### 4.1 Descrição da solução

A solução PervasiveAd é composta por quatro elementos básicos(vide Figura 4.1):

- **Perfil do usuário** - modelar os gostos e preferências dos usuários;
- **Estatística** - aferir gostos e preferências através de pesquisas sobre consumo real;
- **Localização** - encontrar anunciantes próximo ao usuário;
- **Contexto** - identificar situações oportunas para o consumo do anúncio publicitário.

Tendo esses elementos como ponto de partida, a infraestrutura PervasiveAd obtém a localização do usuário e através dela busca qual o contexto em que ele está inserido e identifica qual(is) do(s) anúncio(s) publicitário(s) cadastrados na infraestrutura são compatíveis com aquele contexto. Após isso, é inferido, através das estatísticas de consumo e do perfil do usuário, qual o anúncio mais propício a ser consumido pelo usuário naquela situação. Por exemplo, o usuário da infraestrutura está num shopping às 12 horas de um dia ensolarado. É

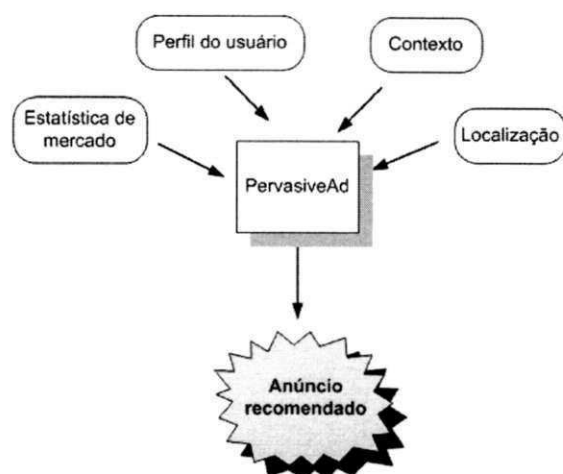


Figura 4.1: Variáveis presentes na infraestrutura PervasiveAd

provável que ele deseje almoçar, então a infraestrutura procura qual o tipo de comida favorita do usuário. Caso a informação não esteja no perfil dele, então são utilizadas estatísticas de consumo para inferir qual o tipo de comida favorita de pessoas com os mesmos dados demográficos e econômicos que o usuário. Após encontrar a informação, é enviado para o usuário o anúncio publicitário. Caso o usuário interaja com o anúncio, o tipo de comida presente no anúncio é associada ao perfil dele. Na Figura 4.2, demonstra-se o exemplo descrito acima.

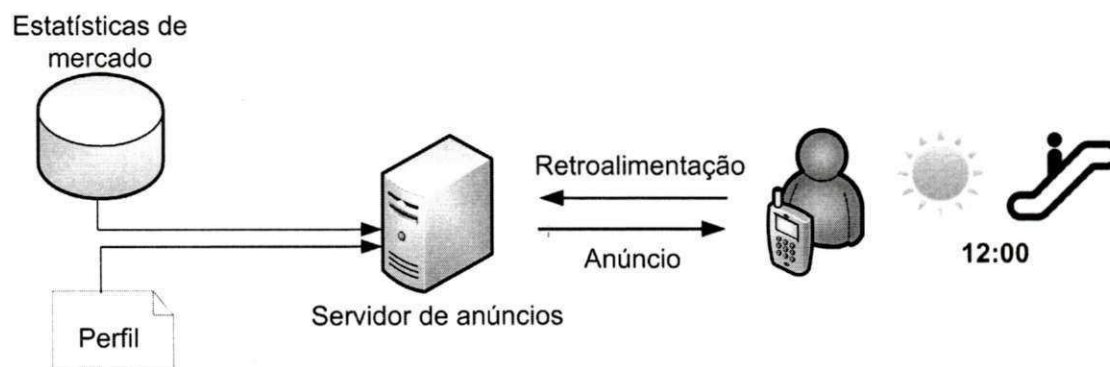


Figura 4.2: Visão geral da infraestrutura PervasiveAd.

A Figura 4.3 demonstra o fluxograma da solução proposta. Primeiro é feito um ponderamento pela localização, ou seja, é fornecido um peso para cada anúncio publicitário, baseado na proximidade entre o estabelecimento anunciante e o usuário. Após isso, são aplicados dois filtros para selecionar apenas os anúncios que foram cadastrados para serem veiculados no clima e horário no qual o usuário está presente naquele momento. Após isso,



tem-se uma lista de anúncios oportunistas, o próximo passo é verificar se a categoria associada aos anúncios oportunistas estão presentes no perfil do usuário, se estiver, é enviado o anúncio recomendado. Caso não esteja no perfil do usuário, são obtidas as estatísticas de mercado associadas a categoria do anúncio e, então, calculada a probabilidade associada. Isto é feito para cada um dos anúncios oportunistas e o que obtiver a maior probabilidade associada, é enviado para o usuário.

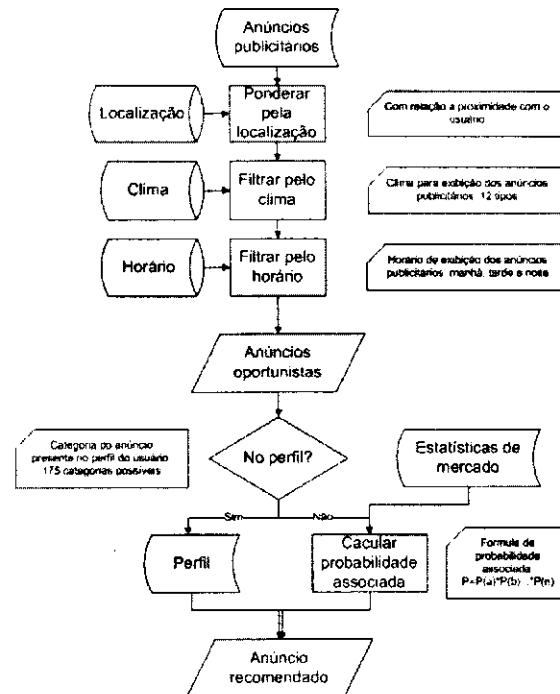


Figura 4.3: Fluxograma do processo de inferência na infraestrutura PervasiveAd.

## 4.2 Infraestrutura de software

A infraestrutura PervasiveAd é composta por 9 componentes distribuídos em 2 módulos, o módulo *smartphone* e o módulo servidor de anúncios publicitários (Figura 4.4). Cada componente da infraestrutura tem sua função e repassa dados a um componente posterior, exceto o componente perfil. Este fluxo de dados pode ser entendido a seguir:

1. Ao receber a localização do sistema de GPS embutido no módulo *smartphone*, em formato de longitude e latitude, o componente GPS envia estes dados e um identificador do usuário ao módulo servidor de anúncios publicitários;

2. O componente Contexto verifica a atual localização do usuário e obtém o horário e o clima daquele local. De posse dessas informações, é feito um filtro através do horário e do clima, os quais foram cadastrados para veiculação do anúncio publicitário - informações estas que estão contidas no componente Meta-dados. Este filtro objetiva encontrar quais anúncios publicitários se encaixam no atual contexto do usuário. Por fim, é criada uma lista com todos os anúncios publicitários e enviada juntamente com os dados obtidos através do componente GPS;
3. O componente Localização recebe a lista de anúncios publicitários e verifica qual a distância da atual posição do usuário para cada um dos estabelecimentos em que foram cadastrados os anúncios publicitários. Neste ponto, é fornecido um peso para cada anúncio dependendo da sua distância para o usuário;
4. No motor de inferência é obtido quais os dados demográficos do usuário, através do identificador dele. Então para cada anúncio, é obtida a categoria associada a ele através do componente Meta-dados e, então, é feito o cálculo da probabilidade associada utilizando as estatísticas associadas àquela categoria do anúncio. Por fim, é criado um mapa que é ordenado de forma decrescente pelo valor da probabilidade associada calculada, então o anúncio publicitário que obtiver o maior valor de probabilidade associada é enviado para o módulo *smartphone*;
5. Ao chegar no componente Visualizador do módulo *smartphone*, o anúncio é apresentado para o usuário que irá escolher se interage ou não com o anúncio. Caso não interaja, o fluxo de dados na infraestrutura acaba, caso interaja, é passado para o passo **6**;
6. O componente Retroalimentação obtém a categoria associada aquele anúncio mostrado ao usuário e envia para o componente Perfil do módulo servidor de anúncios publicitários. Ao chegar no componente ele é associado ao perfil do usuário e toda vez que algum anúncio estiver associado àquela categoria já aceita pelo usuário, ele terá prioridade em relação aos outros. Caso sejam exibidos, um número determinado de vezes, anúncios que contenham essa mesma categoria para o usuário e ele não interaja, a categoria é retirada do perfil deste usuário. Este número determinado pode ser

configurado na implementação da infraestrutura.

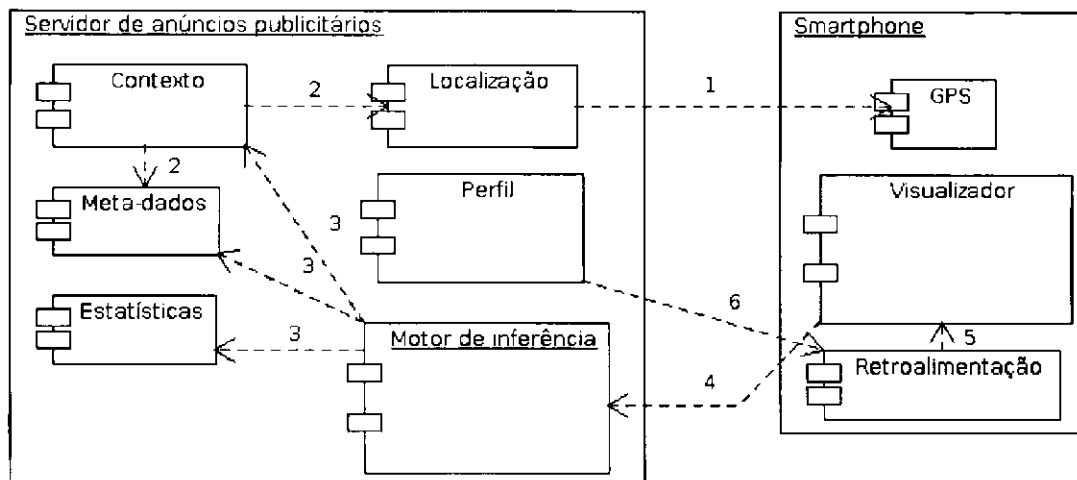


Figura 4.4: Componentes da infraestrutura PervasiveAd.

Nas próximas subseções serão detalhados os principais componentes da infraestrutura, visto que os demais foram suficientemente descritos nos passos acima.

### 4.2.1 Contexto

A escolha pela informação de contexto horário pode ser explicada com o cenário: um casal tem como pratos favoritos um rondelli e uma boa picanha argentina, então ao saírem pra jantar, o sistema de recomendação, não tendo a ciência do horário em questão, poderá recomendar uma promoção de uma picanha argentina, em geral, um prato para almoço, ao invés de uma promoção de um rondelli. Outro exemplo, seria indicar a promoção de uma boate pela manhã ou um passeio turístico matutino pela noite. Muitos produtos e serviços tem suas restrições de horário com relação a sua comercialização.

A escolha pelo clima fica ainda mais fácil de ser explicada, visto que muitos produtos respeitam sua sazonalidade em relação a estações do ano e/ou abundância ou não de matéria prima. O cenário ideal para explicar essa situação é de uma pessoa que está a uma temperatura de 10 graus e recebe uma propaganda de uma sorveteria ao invés de uma promoção de

casaco de frio ou uma pessoa que recebe uma propaganda de um fondue na beira da praia em pleno verão.

A união dessas duas informações, horário e clima, pode trazer grandes benefícios para a publicidade pervasiva em relação a recomendação de produtos e serviços, visto que apenas sua recomendação, sem a atenção nesses dois aspectos, pode representar uma falha na intenção de suprir a necessidade do usuário.

### 4.2.2 Localização

A proximidade entre o usuário e o local que ele terá que ir pra suprir suas necessidades é, em muitos casos, um fator decisivo para a compra ou não do item de desejo. Por exemplo, caso o usuário esteja, ao meio dia, próximo de seu restaurante favorito e seja avisado de uma promoção de almoço, é provável que a propaganda tenha sucesso. Contudo, se este usuário estiver do outro lado da cidade e seja avisado que seu restaurante favorito está em promoção, é provável que ele não se disponha a atravessar a cidade para consumir a promoção. Pensando nesses casos, que a infraestrutura PervasiveAd optou por verificar apenas os estabelecimentos que estivessem em até um raio de 45 metros do usuário, pontuando de forma decrescente aqueles que estavam em um raio de 15, 25, 35 e 45 metros. Tanto essa pontuação quanto as distâncias podem ser configuradas de acordo com o local de implantação.

### 4.2.3 Meta-dados

Os meta-dados são informações relacionadas ao anúncio publicitário e são associados ao anúncio publicitário no momento de seu cadastro. Essas informações são:

- **Horário de veiculação** - Manhã, tarde e noite;
- **Clima** - Garoa, Chuva, Chuvoso, Ventania, Granizo, Neblina, Frio, Nublado, Ensolarado, Chuva com granizo, Quente e Tempestade;
- **Categoria do anúncio publicitário** - 175 categorias disponíveis, ver Apêndice A.

#### 4.2.4 Estatísticas de consumo

As estatísticas de consumo são armazenadas na infraestrutura PervasiveAd de acordo com a tupla: porcentagem, dado(s) demográfico(s) e categoria. As estatísticas de consumo presentes na infraestrutura foram obtidas através de sites como IBOPE e Agrosoft, artigo[26] e no programa IPC Maps 2011[15]. A maior fonte de estatísticas foi o programa IPC Maps 2011 que é um banco de dados secundário, que foi preparado e é atualizado anualmente pela empresa IPC Marketing Editora LTDA., baseado em dados divulgados pelo IBGE e por outras instituições oficiais[15]. Vale salientar que todas as estatísticas obtidas são de domínio público.

#### 4.2.5 Perfil

O perfil do usuário é uma serie de categorias que são associadas à conta do usuário conforme ele for recebendo propagandas e interagindo ou não com elas. Ou seja, caso haja a interação, a categoria é adicionada ao perfil do usuário, isso quer dizer que o usuário está propenso a gostar de itens daquela categoria. Dessa forma, além do perfil refletir sua real intenção em consumir o item, a construção do perfil não requer a intervenção direta do usuário e este pode se concentrar apenas em suprir sua necessidade.

### 4.3 Contribuições da solução

As contribuições da infraestrutura PervasiveAd se concentram em duas áreas. A primeira é o desenvolvimento de uma nova técnica de recomendação que faz uso de dados de consumo real para inferir qual o melhor produto ou serviço deve ser recomendado ao usuário da infraestrutura e que foi validada através da avaliação experimental detalhada no Capítulo 5, a qual se mostrou consideravelmente superior à abordagem tradicional de recomendação por filtragem colaborativa demográfica. A segunda frente de contribuição está ligada à entrega oportunista de anúncios publicitários e foi validada através do estudo de caso detalhado no Capítulo 6, o qual mostrou a viabilidade de implementação e relevância das recomendações da infraestrutura.

# Capítulo 5

## Avaliação experimental

Neste capítulo, apresenta-se uma avaliação experimental que visa comparar o algoritmo de recomendação baseado em estatísticas de consumo, desenvolvido na infraestrutura PervasiveAd, e o algoritmo de recomendação baseado em filtragem colaborativa demográfica. O algoritmo de recomendação baseado em estatísticas de consumo da infraestrutura PervasiveAd desconsidera as informações de contexto do usuário, por isso, este só fará uso das informações de estatística de consumo. Como métrica para avaliar esta comparação, será utilizada a métrica *recall*<sup>1</sup> visto que ela é amplamente utilizada na academia para avaliar o desempenho de sistemas de recuperação de informação.

### 5.1 Objetivo

Comparar os algoritmos de recomendação baseado em estatísticas de consumo e baseado em filtragem colaborativa demográfica através da métrica *recall*.

### 5.2 Hipóteses

H0: A quantidade de categorias de produtos ou serviços associada aos perfis dos usuários é igual para os dois algoritmos.

H1: A quantidade de categorias de produtos ou serviços associada aos perfis dos usuários difere de um algoritmo para o outro.

---

<sup>1</sup>A tradução de *recall* varia de autor para autor, por isso, nesta dissertação será utilizado o termo em inglês.

## 5.3 Definições da avaliação

Nesta seção serão definidas as variáveis utilizadas pela avaliação experimental.

### Fator principal

- Soluções para recomendação e personalização de anúncios publicitários

### Níveis

1. Algoritmo baseado em estatísticas de consumo
2. Algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica

### Fatores secundários

1. Infraestrutura de rede
2. Sistema operacional
3. Usuários

### Unidades experimentais

- Dispositivos móveis (HTC Desire, Nexus S, Tablet Playbook BlackBerry e N800)
- Servidor de anúncios publicitários

### Seleção da variável de resposta

- Quantidade de categorias de produtos ou serviços associada ao perfil do usuário

Um dos objetivos de qualquer sistema de recomendação que utilize o perfil do usuário em seu processo de inferência de informações é modelar, em sua totalidade, o perfil do usuário. Dessa forma, as inferências podem ser feitas com maior eficácia, já que os gostos do usuário são conhecidos pelo sistema.

Nesta avaliação, a modelagem do perfil do usuário é feita através da associação de categorias de produtos ou serviços ao perfil do usuário.

## 5.4 Instrumentação

Foram desenvolvidos dois protótipos: o servidor de anúncios publicitários e uma aplicação móvel, na linguagem groovy através do framework grails. Objetivando um cenário real para a avaliação, o servidor de anúncios publicitários foi hospedado em um servidor em produção do Instituto de Computação da Universidade Federal de Alagoas. No mesmo sentido, a aplicação móvel foi utilizada em dispositivos móveis, como: Smartphone HTC Desire, Smartphone Nexus S, Tablet Playbook BlackBerry e Smartphone N800.

Foram reunidas 175 categorias entre produtos ou serviços que foram obtidas de pesquisas de mercado divulgadas na Internet, em sites como IBOPE<sup>2</sup> e Agrosoft<sup>3</sup>, artigo[26] e no IPC Maps 2011[15]. Os anúncios publicitários, por sua vez, foram elaborados através de 5 frases padronizadas, a saber:

1. 20% OFF na <categoria>.
2. Compre 2 <categoria>, ganhe 1.
3. Foi detectado uma promoção de <categoria> próximo a você.
4. 10% de desconto na <categoria>.
5. A <categoria> está em promoção perto de você.

Optou-se pelo envio de frases para evitar qualquer viés quanto ao entretenimento, diversão e/ou informação da imagem ou marca, visto que isso poderia afetar a avaliação do usuário levando este a avaliar a imagem ou a marca ao invés da categoria de forma ampla.

A partir disso, foram associadas, de forma randômica, cada uma das frases padronizadas a uma categoria em específico, ou seja, cada categoria foi associada a um único anúncio publicitário. Neste ponto foi necessária uma intervenção manual para corrigir eventuais erros de concordância nos anúncios.

---

<sup>2</sup>Fonte: [www.ibope.com.br](http://www.ibope.com.br)

<sup>3</sup>Fonte: [www.agrosoft.org.br](http://www.agrosoft.org.br)



### 5.4.1 Algoritmo baseado em estatísticas de consumo

O funcionamento do algoritmo baseado em estatísticas de consumo inicia-se com a obtenção das informações do usuário relacionadas ao seu gênero, idade e classe econômica. Após isso, para cada categoria é recuperado do banco de dados de estatísticas aquelas que estão associadas às informações demográficas, gênero, idade e classe econômica, do usuário e calculada a probabilidade associada para a categoria em questão. Por fim, é produzida uma lista, em ordem decrescente, de todas as categorias e enviado ao usuário os anúncios publicitários associados as categorias com maiores probabilidades associadas.

Abaixo é detalhado o algoritmo baseado em estatísticas de consumo:

1. Dado as informações de classe econômica, idade e gênero do usuário:
  2. Para cada categoria:
    - 2.1. Verificar se a estatística relacionada a categoria são iguais às informações do usuário
    - 2.1. Calcular a probabilidade associada.
  3. Ordenar as categorias, em ordem decrescente.
  4. Selecionar a categoria com a maior probabilidades associada.
  5. Obter o(s) anúncio(s) associado(s) aquela categoria
  6. Enviar ao dispositivo móvel do usuário para exibição do(s) anúncio(s)

#### Estatísticas

As estatísticas que foram usada para alimentar o banco de dados de estatísticas utilizado pelo algoritmo baseado em estatísticas de consumo foram obtidas através de sites como IBOPE e Agrosoft, artigos[26] e no programa IPC Maps 2011[15]. A maior fonte de estatísticas foi o programa IPC Maps 2011 que é um banco de dados secundário, que foi preparado e é atualizado anualmente pela empresa IPC Marketing Editora LTDA., baseado em dados divulgados pelo IBGE e por outras instituições oficiais[15]. Vale salientar que todas as estatísticas obtidas são de domínio público.

Destas estatísticas de consumo obtidas, foram produzidos 1.691 registros no banco de dados de estatísticas que foi utilizado nesta avaliação.

### Classe econômica

A classe econômica é um forte indicador sobre o poder de consumo e uma ótima forma de segmentar o público alvo, visto que existem produtos e serviços que são direcionados principalmente pela classe econômica.

A ABEP - Associação Brasileira das Empresas de Pesquisa - criou o Critério de Classificação Econômica Brasil que visa classificar a população brasileira exclusivamente através de classes econômicas, abandonando a pretensão de classificar em termos sociais. Usando-se as devidas técnicas, o Critério de Classificação Econômica Brasil permitiu estabelecer um parâmetro confiável de renda familiar de cada classe, em termos de renda média familiar mensal[15].

Na Tabela 5.1 são mostradas as classes econômicas e a renda média familiar associada.

Tabela 5.1: Classes econômicas

Classe ABEP	Renda Média Familiar (em R\$) - 2011
A1	13.100,00
A2	9.100
B1	4.900
B2	2.750
C1	1.650
C2	1.100
D	710
E	490

### 5.4.2 Algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica

Como não foi encontrado na literatura um algoritmo usando apenas filtragem colaborativa demográfica, ou seja, tendo como entrada apenas informações demográficas, como é feito no algoritmo baseado em estatísticas de consumo, foi necessário desenvolver um algoritmo utilizando a teoria descrita em [2].

O algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica inicia-se obtendo um anún-

cio publicitário de forma randômica. Depois disso, é verificado se algum usuário do sistema que tem o mesmo gênero, idade ou classe econômica do usuário em questão tem, em seu perfil, a categoria associada aquele anúncio publicitário. Se tiver, este anúncio é enviado ao usuário. Caso o anúncio obtido de forma randômica não tenha sido associado ao perfil de nenhum usuário até o momento, ele é enviado ao usuário em questão. Este último procedimento é tomado para dar um peso maior aos anúncios publicitários cadastrados recentemente no sistema.

Abaixo é detalhado o algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica:

1. Dado as informações de classe econômica, idade e gênero do usuário:
  2. Selecionar um anúncio publicitário de forma randômica.
  3. Obtém a categoria associada aquele anúncio selecionado.
  4. Verifica se existe algum usuário cadastrado no sistema tem aquela categoria em seu perfil.
    - 4.1. Se sim, verifica se as informações de classe econômica ou idade ou gênero do usuário cadastrado são iguais ao usuário em questão.
      - 4.1.1. Se sim, envia o anúncio publicitário para ser exibido no dispositivo móvel.
      - 4.1.2. Se não, reiniciar o algoritmo.
    - 4.2. Se não, envia o anúncio publicitário para ser exibido no dispositivo móvel.

## **5.5 Condução do experimento**

A avaliação foi realizada na Universidade Federal de Alagoas durante 30 dias, entre agosto e setembro de 2011, e teve como entrevistados alunos, professores e funcionários daquela universidade. As entrevistas foram realizadas em local aberto e no horário livre dos entrevistados.

No início de cada entrevista era explicado que a pesquisa fazia parte desta dissertação, que fazia parte da área de publicidade pervasiva e, então, era seguido todo o procedimento da avaliação descrito abaixo:

Passo 1 - Fazer cadastro contendo nome, e-mail, gênero, idade e classe econômica.

Passo 2 - Iniciar primeira avaliação.

Passo 3 - Exibir, um por vez, 30 anúncios publicitários, onde o usuário marcaria se era relevante ou não.

Passo 4 - Confirmar termino da primeira avaliação.

Passo 5 - Iniciar segunda avaliação.

Passo 6 - Exibir, um por vez, 30 anúncios publicitários, onde o usuário marcaria se era relevante ou não.

Passo 7 - Confirmar termino da segunda avaliação.

Os anúncios exibidos no passo 3 foram obtidos através do algoritmo baseado em estatísticas de consumo e os exibidos no passo 6 foram obtidos através do algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica.

## 5.6 Execução

Foram realizadas 73 entrevistas, sendo 38 com pessoas do sexo masculino e 35 do sexo feminino. A maioria dos entrevistados são da classe B (B1 e B2) e tem entre 21 a 24 anos, contudo a pesquisa foi realizada com pessoas de todas as classes econômicas exceto a classe E e com pessoas de idades entre 17 e 34 anos. Esta amostra tem nível de confiança de 95% dentro de um intervalo de confiança de 11%[22]. A duração de cada entrevista foi, em média, de 2 a 3 minutos. Os gráficos das Figuras 5.1, 5.2 e 5.3 resumem a população da pesquisa.

Para refletir um ambiente real de entrega de anúncios publicitários, foram usados dispositivos móveis (smartphones e tablets) para receber os anúncios publicitários do servidor de anúncios publicitários, este sendo um servidor em produção, e a comunicação entre os dispositivos móveis e o servidor foi feita via rede sem fio.

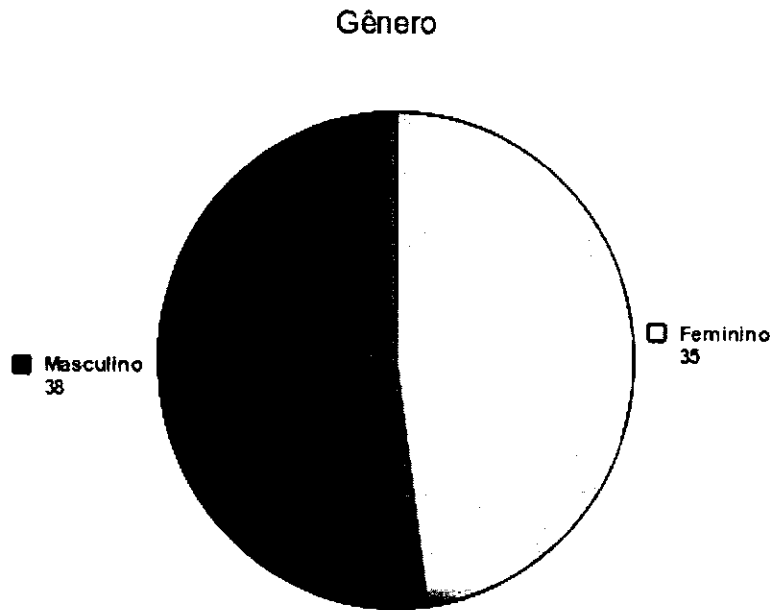


Figura 5.1: Quantidade de entrevistados por gênero.

## 5.7 Resultado e discussão

Como pode-se ver nas seções acima, o foco nesta avaliação foi a realização em um ambiente real, visto que simular este ambiente e toda a complexidade da mente humana em fazer escolhas é uma tarefa difícil e, por vezes, questionável. O ambiente fora do laboratório é sempre repleto de estímulos, sejam eles visuais, sensoriais, psicológicos e até sociais, que podem afetar a pesquisa e mudar o rumo dos seus resultados.

Foram exibidos 4380 anúncios publicitários entre todos os usuários e ambos os algoritmos. Em números absolutos, de 2190 anúncios publicitários enviados pelo algoritmo baseado em estatísticas de consumo foram adicionadas 965 categorias no perfil dos usuários, ou seja, 44,06% dos anúncios publicitários foram relevantes para os usuários. Já os 2190 anúncios publicitários enviados pelo algoritmo baseado em filtragem colaborativa demográfica foram adicionadas 508 categorias no perfil dos usuários, ou seja, 23,20% dos anúncios publicitários foram relevantes para os usuários.

Para uma melhor visualização dos dados e entendimento da evolução dos algoritmos durante a pesquisa, foram elaborados 7 grupos de 10 usuários e um grupo de 3 usuários, esses grupos foram formados obedecendo a ordem dos entrevistados.

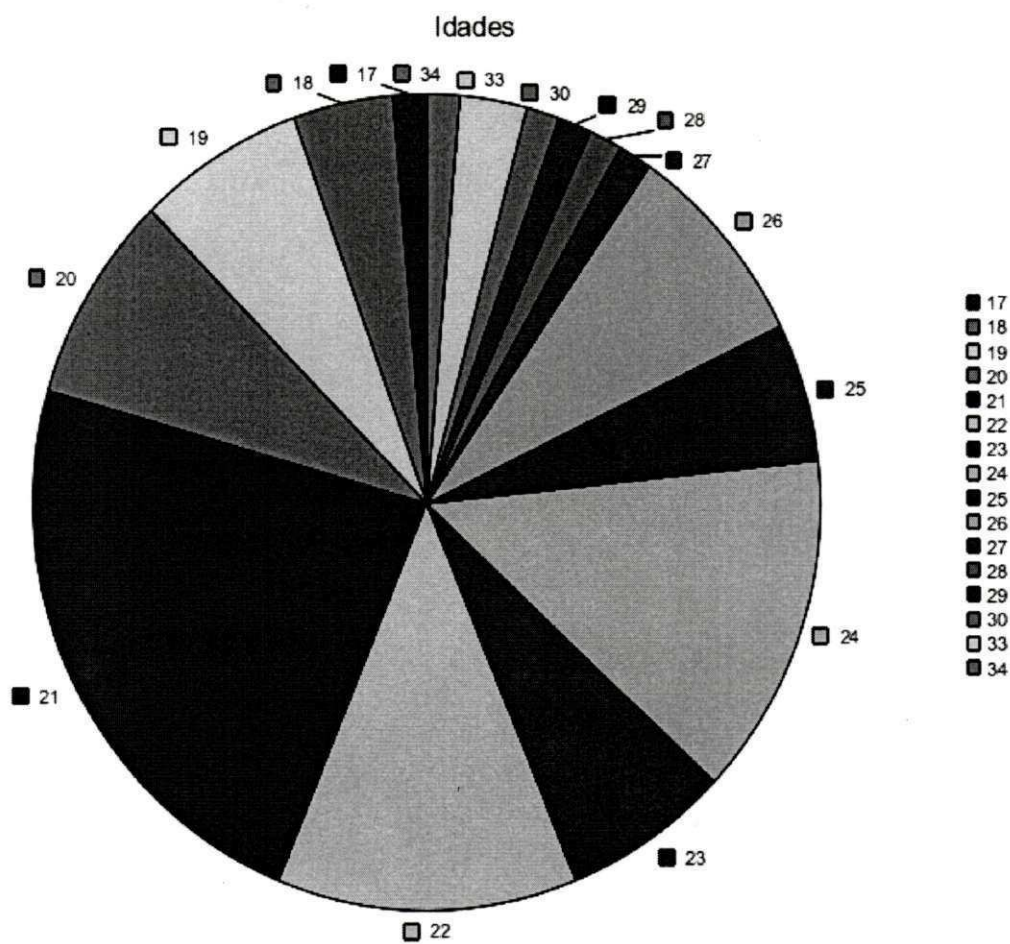


Figura 5.2: Quantidade de entrevistados por idade.

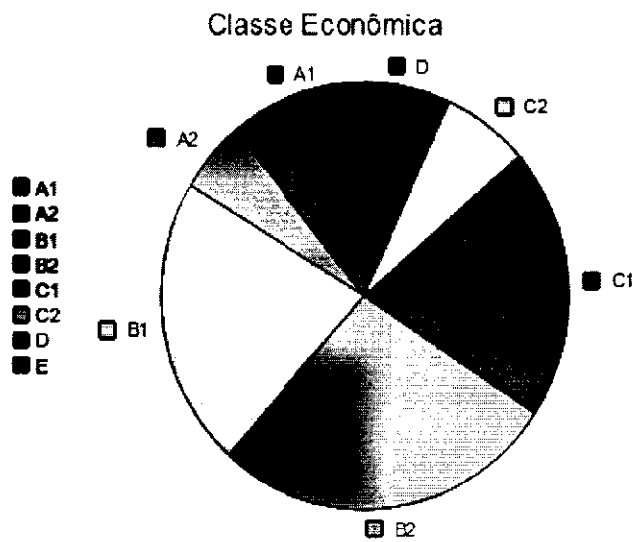


Figura 5.3: Quantidade de entrevistados por classe econômica.

Quantidade de categorias associadas aos perfis dos usuários por grupos

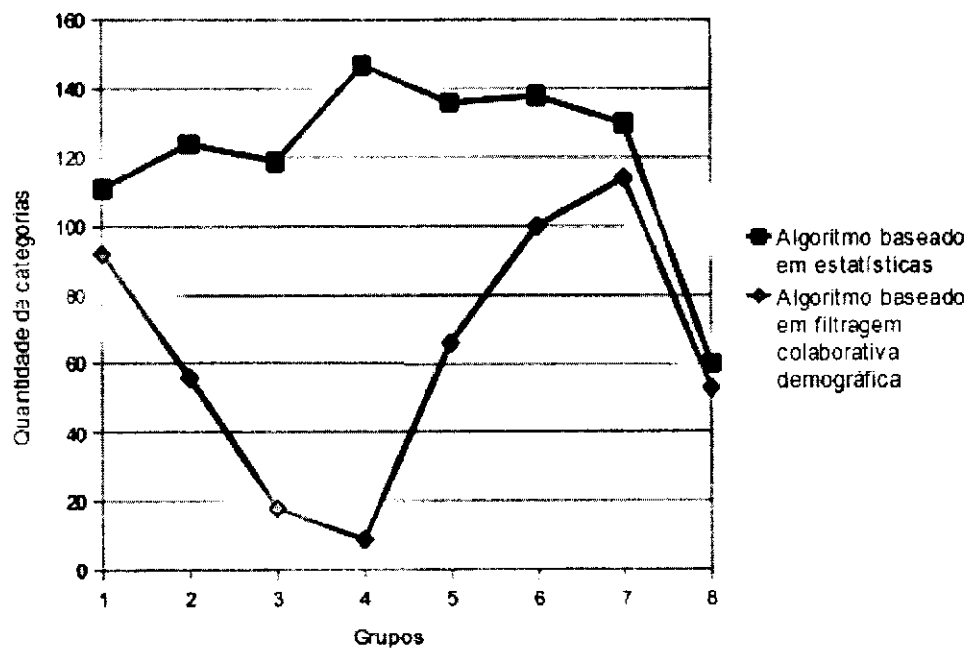


Figura 5.4: Quantidade de categorias associadas aos perfis dos usuários por grupos.

O gráfico da Figura 5.4 mostra um problema conhecido dos sistemas de filtragem colaborativa que é o problema do novo item, no caso, novo anúncio, pois é necessário que um número suficiente de usuários tenham achado relevante aquele anúncio para que o sistema comece a recomendar satisfatoriamente. O que parece ter ocorrido é a associação de categorias a perfis que não eram similares aos posteriores a ele. Sendo assim, aquele anúncio já tinha sido relevante para algum usuário, mas como o perfil deste usuário não era similar aos posteriores a ele, aquele anúncio não era enviado e outro anúncio, possivelmente, fora do perfil do atual usuário, era enviado. É fácil perceber que apesar da maioria dos entrevistados terem entre 21 a 24 anos e serem da classe B (B1 e B2), a diversidade da amostra é significativa.

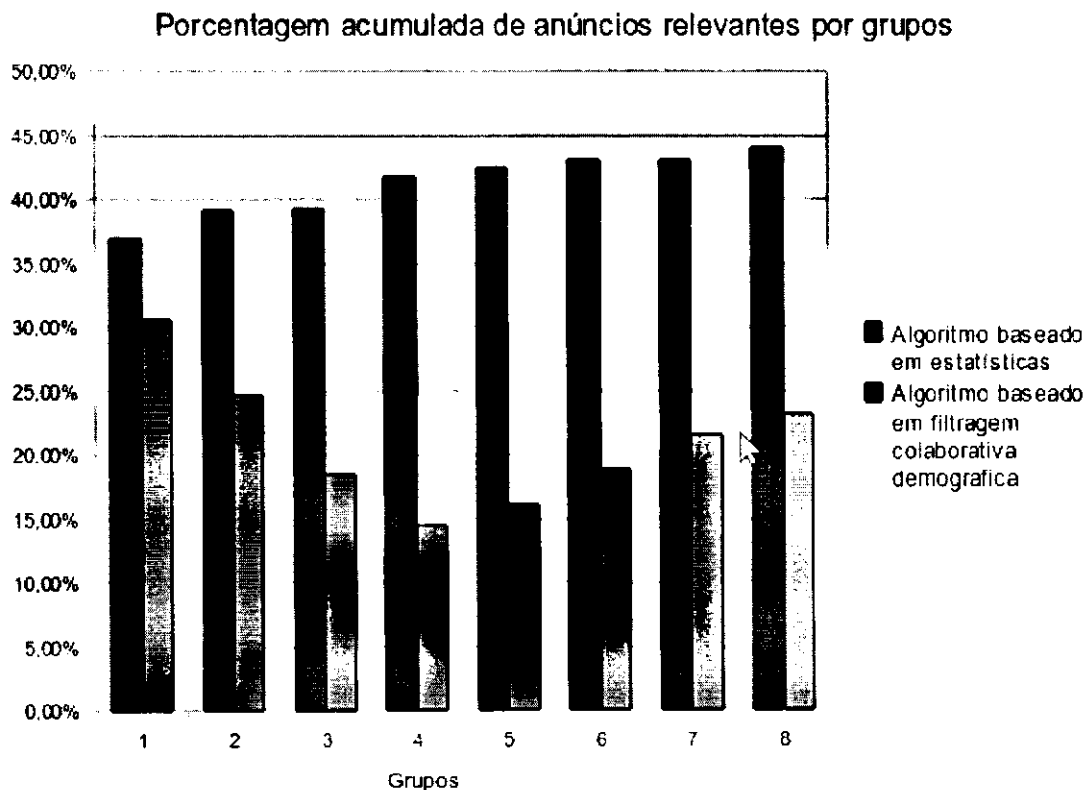


Figura 5.5: Porcentagem de anúncios relevantes por grupos acumulados.

O problema relatado acima se agrava quando observa-se o gráfico da Figura 5.5 de porcentagem acumulada por grupos.



### 5.7.1 Análise estatística

Na área de recuperação de informação, as duas principais métricas são *recall* e precisão que podem ser definidas como:

- *Recall* é a fração de documentos relevantes que foram enviados ao usuário.
- Precisão é a fração dos documentos enviados ao usuário que foram relevantes.

Segundo [3], *recall* e precisão assumem que todos os documentos apresentados para o usuário foram examinados ou vistos. Contudo, na prática o que acontece é que primeiro é gerada uma lista ranqueada, de forma descendente, pelo grau de relevância e, então, o usuário vai examinando os documentos mais relevantes. A relevância desses documentos é obtida através de especialistas que analisam a consulta feita pelo usuário e diz quais documentos deveriam ser retornados pelo sistema.

No caso desta avaliação, considerou-se apenas a métrica *recall*, visto que, em teoria, foram enviados ao usuário apenas anúncios relevantes, pois todos foram obtidos através do seu perfil, o que é análogo à atividade do especialista ao analisar a consulta do usuário e definir quais documentos o sistema deveria retornar. Neste mesmo contexto é explicada a exclusão da métrica precisão, visto que não foram enviados documentos não relevantes aos usuários.

Dessa forma, a métrica *recall* será calculada seguindo a fórmula apresentada em [3]:

$$Recall = \frac{|Ra|}{|R|}$$

Sendo,  $Ra$  o número de anúncios relevantes e  $R$  o número de anúncios enviados. É fácil perceber que os resultados obtidos estarão no intervalo  $[0;1]$ , como pode perceber no gráfico da Figura 5.6 que mostra a métrica *recall* entre os 8 grupos da pesquisa.

Por fim, a avaliação mostra que, através da métrica *recall*, o algoritmo baseado em estatísticas de consumo é 52,65% mais eficiente na busca de anúncios realmente relevantes comparado ao algoritmo de filtragem colaborativa demográfica. Porém, vale salientar que ambos os algoritmos ainda estão longe de serem ótimos, visto que todos os dois obtiveram taxas abaixo de 50% de acerto nos anúncios relevantes.

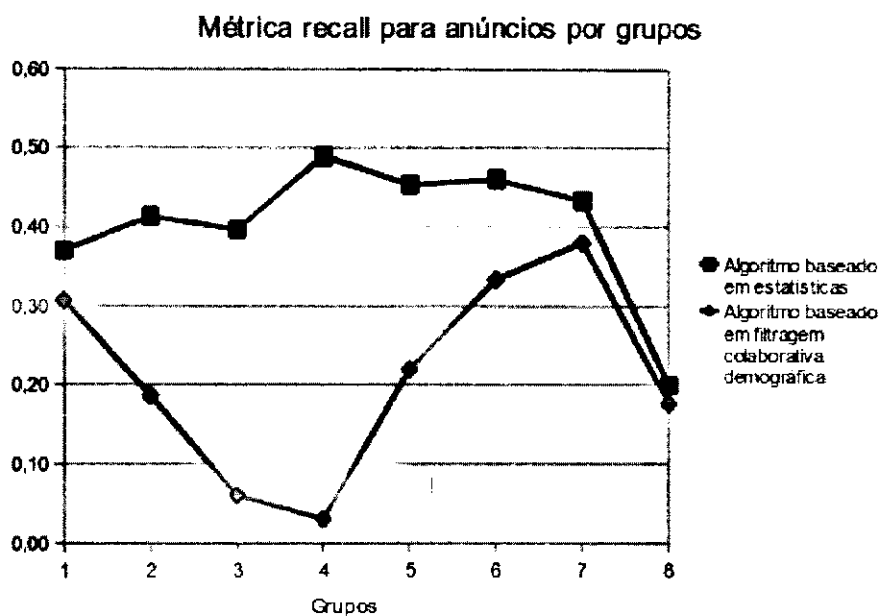


Figura 5.6: Métrica recall para anúncios por grupos.

## 5.8 Limitações

Existem duas limitações para esta avaliação que, em caso de repetição da mesma, faz-se necessário tentar saná-las, que são:

1. **Número de entrevistados** - É possível perceber, através do gráfico da Figura 5.5, que há uma possibilidade da taxa de ambos se equipararem caso a avaliação fosse feita com um número maior de entrevistados.
2. **Local** - O local utilizado foi uma universidade que também poderia ter um sistema de recomendação instalado, mas os entrevistados poderiam estar mais propícios à compra caso a pesquisa fosse realizada em um centro comercial.

Apesar dessas limitações encontradas, a avaliação se mantém válida, visto que ambas limitações trariam melhorias na qualidade dos dados, porém não os invalidaria.

# Capítulo 6

## Estudo de caso

Um estudo de caso foi desenvolvido com o objetivo de validar e mostrar a viabilidade da implementação da infraestrutura PervasiveAd. Os protótipos desenvolvidos foram testados e avaliados simultaneamente com a avaliação experimental descrita no Capítulo 5, por isso alguns detalhes da avaliação serão omitidos, mas estes podem ser encontrados no capítulo de referência.

### 6.1 Implementação

A infraestrutura PervasiveAd foi criada para suprimir a carência de utilização de informações de contexto e de dados reais de consumo, para que fosse possível oferecer recomendações que pudessem sanar as necessidades de seus usuários no momento que elas surgissem. Visando esse objetivo, a PervasiveAd utilizou-se da computação pervasiva para obter informações nas quais fosse possível modelar as condições ambientais da atual localização do usuário e incorporou, como um dos componentes do seu modelo de inferência, o algoritmo de recomendação baseada em estatística.

O cenário ótimo para a avaliação dos protótipos desenvolvidos, servidor de anúncios publicitários e aplicação móvel, seria o usuário estar localizado em um centro comercial desconhecido e o protótipo conseguisse detectar sua necessidade e indicar o local mais próximo, onde ele poderia suprir sua necessidade. Contudo, controlar este cenário é uma tarefa difícil, porém, para viabilizar a avaliação, foi simulado um centro comercial (Figura 6.1) nas dependências da UFAL, onde cada prédio do centro comercial continha de 3 a 4 lojas e cada

loja estava oferecendo a promoção de um anúncio publicitário.

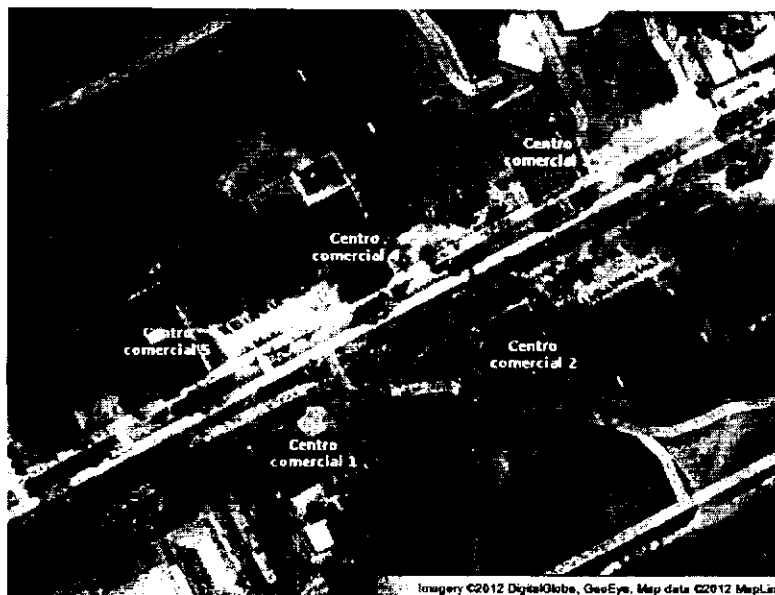


Figura 6.1: Centro comercial simulado nas dependências da UFAL.

O usuário do protótipo, fazendo uso de um smartphone (HTC Desire ou Nexus S), deslocava-se entre as dependências da UFAL e, de 30 em 30 segundos, era obtida a localização atual, através do GPS do smartphone, e enviada para o servidor de anúncios publicitários. De posse dessa informação eram obtidos os estabelecimentos próximos ao usuário. Depois era obtido o clima e o horário naquele exato momento. Com essas informações era possível modelar o ambiente no qual o usuário estava presente e, então, eram filtrados os anúncios publicitários que foram cadastrados no protótipo para serem veiculados nas condições do ambiente no qual o usuário se encontrava. Ou seja, caso o usuário estivesse num dia ensolarado (clima) no período da tarde (horário) e próximo a uma sorveteria, um restaurante, um bar e uma boate (localização), o protótipo irá filtrar anúncios que fossem vendidos na sorveteria, no restaurante e no bar, mas não na boate, pois as condições do ambiente, em geral, não condizem com os produtos e serviços vendidos na boate. Contudo, vale salientar que estas informações de qual contexto o anúncio deve ser veiculado é de responsabilidade do anunciante que cadastrou o anúncio no protótipo.

De posse dos anúncios publicitários filtrados para as condições do ambiente do usuário, são obtidas as informações do perfil do usuário e para cada anúncio publicitário (através da sua categoria) é calculada a probabilidade associada entre as estatísticas associadas àquela

categoria e o peso dado para o local onde o anúncio publicitário foi cadastrado. Ou seja, o anúncio da sorveteria recebeu peso 1, por estar a menos de 15 metros do usuário, e, de acordo com a idade e sexo do usuário, existem duas estatísticas que estão associadas à sorveteria: para a idade do usuário a probabilidade dele achar relevante o anúncio é de 50% e pelo sexo 30%, então o cálculo da probabilidade associada seria:

$$\text{Relevância} = 1 * 0,50 * 0,30 = 0,15 \text{ ou } 15\%$$

Após todos os anúncios publicitários terem passado por esse cálculo, é gerada uma lista ranqueada, de forma decrescente, com todos os anúncios publicitários filtrados. Por fim, o que obteve o maior nível de relevância, ou seja, a maior probabilidade associada entre os anúncios disponíveis é enviado, via protótipo da aplicação móvel, para que o usuário possa avaliar se é realmente relevante ou não.

Abaixo estão, de forma resumida, os passos seguidos pelos protótipos:

**Passo 1** - Obter a localização do usuário via protótipo da aplicação móvel e enviar para o protótipo de servidor de anúncios publicitários.

**Passo 2** - Obter o clima e horário do ambiente no qual se encontra o usuário

**Passo 3** - Filtrar os anúncios publicitários através de seus meta-dados (clima e horário)

**Passo 4** - Obter o perfil do usuário

**Passo 5** - Calcular a probabilidade associada para cada anúncio publicitário, levando em conta as estatísticas associadas a categoria do anúncio e o peso com relação a proximidade entre o usuário e o estabelecimento anunciante.

**Passo 6** - Gerar uma lista ranqueada, de forma decrescente, e enviar o anúncio que obteve o maior nível de relevância, ou seja, a maior probabilidade associada para o protótipo da aplicação móvel.

### 6.1.1 Localização

A proximidade entre o usuário e o local que ele terá que ir pra suprir suas necessidades é, em muitos casos, um fator decisivo para a compra ou não do item de desejo. Por exemplo,

caso o usuário esteja, ao meio dia, próximo de seu restaurante favorito e seja avisado de uma promoção de almoço, é provável que a propaganda tenha sucesso. Contudo, se este usuário estiver do outro lado da cidade e seja avisado que seu restaurante favorito está em promoção, é provável que ele não se disponha a atravessar a cidade para consumir a promoção. Pensando nesses casos, que a infraestrutura PervasiveAd optou por verificar apenas os estabelecimentos que estivessem em até um raio de 45 metros do usuário, pontuando de forma decrescente aqueles que estavam em um raio de 15(peso 1), 25(peso 0,75), 35(peso 0,50) e 45 metros(peso 0,25).

### 6.1.2 Clima e horário

A informação sobre qual o clima do local em que o usuário está presente é obtido através do serviço de informações, *webservice*, do site Weather<sup>1</sup>, um site internacionalmente conceituado na área de previsão do tempo e que reúne informações de várias cidades do mundo. Para requerer o clima de alguma cidade, basta que seja feita uma requisição via http no endereço `http://soap.weather.com/weather/local/<codigoDaCidade>` e configurar algumas opções disponibilizadas pelo serviço de informação. Após realizar a requisição, é retornado um arquivo XML com as informações sobre a previsão do clima.

No protótipo do servidor de anúncios publicitários, assim que o arquivo XML é retornado é feita uma leitura do arquivo para identificar qual o código da atual condição climática e depois é obtido do banco de dados do protótipo qual o nome da condição climática e esta é armazenada para filtragem dos anúncios posteriormente. No bando de dados do protótipo foram cadastradas 12 tipos de climas, que são: garoa, chuva, chuvoso, ventania, granizo, neblina, frio, nublado, ensolarado, chuva com granizo, quente e tempestade.

A informação quanto ao horário é obtida através do horário do protótipo do servidor de anúncios publicitários, onde, de acordo com a hora atual, é classificado em manhã, tarde e noite.

## 6.2 Protótipos

A seguir são apresentadas algumas imagens dos protótipos desenvolvidos.

<sup>1</sup>Fonte: [www.weather.com](http://www.weather.com)

Dados Cadastrais

Texto: 20% OFF no lanche

Opções: Tarde

Manhã  
Noite  
Garoa  
Garoa  
Chuva  
Chuva  
Chuvoso  
Ventania  
Granizo  
Neblina

Categorias: lanche

alimentos naturais  
alimentos industrializados  
alimentos preparados  
refeição  
café da manhã  
refrigerante  
café  
cerveja  
chopp  
suco artificial

Enviar Dados

Figura 6.2: Tela de cadastro de anúncios publicitários.

Na Figura 6.2 é onde o anunciante irá cadastrar o seu anúncio publicitário colocando o texto do anúncio, as informações de horário e clima para veiculação do anúncio, além de escolher qual é a categoria em que se encaixa o anúncio que está cadastrando. É um cadastro simples que pode ser feito em pouco tempo e sem a necessidade de intervenção do administrador do protótipo ou qualquer outra pessoa.

Dados Cadastrais

Porcentagem: 40

Intervalo de idade: 20 30

Sexo  Masculino  Feminino

Classe econômica

A1  A2  B1  B2  C1  C2  D  E

Categoria: café

Enviar Dados

Figura 6.3: Tela de cadastro de estatísticas.

Na Figura 6.3, o administrador do protótipo pode cadastrar qualquer estatística que for obtida. Não necessariamente toda estatística tem que ser composta de um intervalo de idade, sexo e classe econômica, a estatística pode envolver qualquer um dessas variáveis.

Na Figura 6.4, o administrador irá cadastrar a localização GPS, através da latitude e longitude, do estabelecimento e quais categorias de anúncio que ele pretende anunciar. Em

**Dados Cadastrais**

Localização GPS: Long. -7.212785      Lat. -35.908155

Categorias: cerveja

▲

▼

<< >>

▲

▼

- alimentos naturais
- alimentos industrializados
- alimentos preparados
- refeição
- lanche
- café da manhã
- refrigerante
- café
- chopp
- suco artificial

Enviar Dados

Figura 6.4: Tela de cadastro de locais.

um caso real, uma farmácia pode vender de remédios até artigos de higiene pessoal, outras apenas remédios, então, o protótipo precisa saber quais categorias estão sendo vendidas em um dado estabelecimento.

**Avaliação**

Abaixo irá aparecer algumas frases com a opção de **marcar (gosto)** e **não marcar (não gosto)** em formato de check-box. Peço que não leve em consideração a promoção e sim, a **categoria de produtos/serviço** que está sendo mostrada a você. Obrigado!

Foi detectado uma promoção em eletrodomésticos próximo a você

Próxima

Figura 6.5: Tela de avaliação.

Na Figura 6.5 é ilustrada a tela a qual todos os 73 entrevistados responderam se acharam o anúncio publicitário relevante ou não.

## 6.3 Avaliação

Na avaliação deste estudo de caso foram utilizadas as mesmas definições da avaliação experimental do Capítulo 5. Dessa forma, em números absolutos, de 2190 anúncios publicitários enviados pelos protótipos foram adicionadas 822 categorias no perfil dos usuários, ou seja, 37,53% dos anúncios publicitários foram relevantes para os usuários.

Para melhor entendimento do potencial dos protótipos desenvolvidos, no gráfico da Figura 6.6 são colocados dados dos protótipos ao lado dos dados do algoritmo baseado em estatísticas. O objetivo deste gráfico não é comparar as duas soluções, visto que são in-



comparáveis dado que os protótipos recebem mais informações de entrada do que apenas informações demográficas como acontece como o algoritmo baseado em estatísticas.

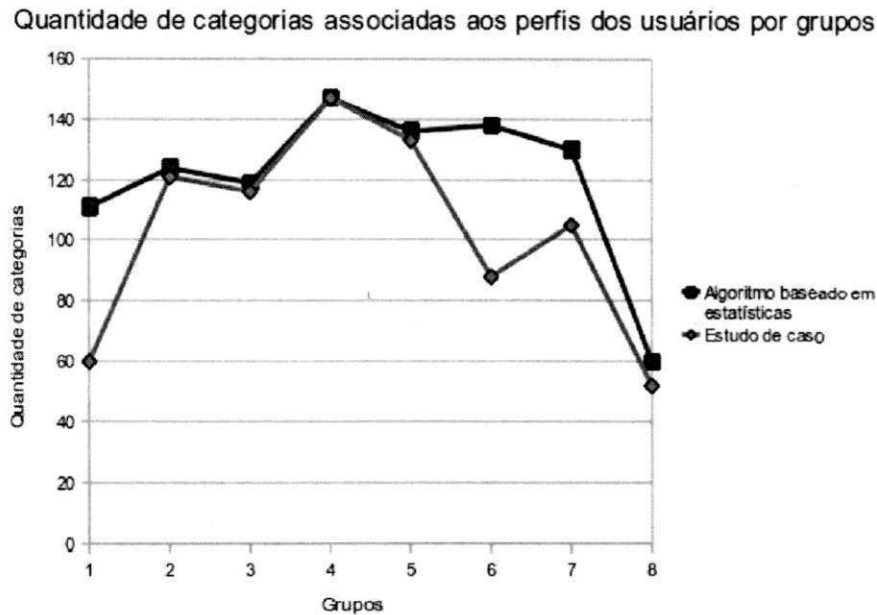


Figura 6.6: Quantidade de categorias associadas aos perfis dos usuários por grupos

Neste ponto vale ressaltar que o algoritmo baseado em estatísticas tem todas as categorias para efetuar os cálculos da probabilidade associada e os protótipos deste estudo de caso tem apenas as categorias dos anúncios publicitários que estão próximos ao usuário, ou seja, mesmo com as limitações de categorias e filtragem por clima e horário, a taxa de anúncios relevantes foi próxima da obtida pelo algoritmo baseado em estatísticas.

Pode-se concluir, então, que de acordo com a métrica *recall*, os protótipos desenvolvidos, além de recomendar um anúncio oportunista, conseguem também uma taxa de 37,53% de eficiência na busca de anúncios realmente relevantes.

# Capítulo 7

## Considerações Finais

Neste trabalho foi apresentada a infraestrutura PervasiveAd que objetiva utilizar estatísticas de consumo e informações de contexto para entregar anúncios publicitários de forma oportunista. Neste capítulo são descritas as contribuições e os trabalhos decorrentes do desenvolvimento desta infraestrutura.

### 7.1 Contribuições

A infraestrutura PervasiveAd foi desenvolvida com o objetivo de elevar o estado da arte na área de publicidade pervasiva em duas frentes. Primeiro desenvolvendo uma nova técnica de recomendação que faz uso de estatísticas de consumo, ou seja, informações reais de consumo. Para avaliar esta nova técnica, foi desenvolvida uma avaliação experimental na qual o novo algoritmo de recomendação foi comparado com o algoritmo de filtragem colaborativa demográfica e este primeiro mostrou-se 52,63% mais eficiente na busca de anúncios realmente relevantes. Porém, vale salientar que ambos os algoritmos ainda estão longe de serem ótimos, visto que, durante a avaliação experimental, todos os dois obtiveram taxas abaixo de 50% de acerto nos anúncios relevantes.

A segunda frente deste trabalho era o desenvolvimento de uma nova forma de entrega de anúncios publicitários que fazia uso de informações de contexto, como localização, horário e clima, para encontrar o momento mais propício para o consumo do anúncio. A qual foi testada e avaliada através de um estudo de caso realizado nas dependências da Universidade Federal de Alagoas durante 30 dias, entre agosto e setembro de 2011. Para avaliar o

desempenho desta nova foram de entrega de anúncios publicitários, os protótipos desenvolvidos foram testados por universitários, professores e funcionário da Universidade Federal de Alagoas. Ao fim dos 30 dias, os dados coletados foram analisados e tomando como base os dados obtidos pelo algoritmo de recomendação baseado em estatísticas verificou-se que os protótipos desenvolvidos obtiveram, durante o experimento, taxas pouco menores e até iguais aos dados da base. Contudo, vale ressaltar que o algoritmo baseado em estatísticas tem todas as categorias para efetuar os cálculos da probabilidade associada e os protótipos tem apenas as categorias dos anúncios publicitários que estão próximos ao usuário, ou seja, mesmo com as limitações de categorias e filtragem por clima e horário, os protótipos se mostram eficientes.

Por fim, percebe-se que, através da avaliação experimental e do estudo de caso, a infraestrutura PervasiveAd mostrou-se válida, implementável e eficiente.

## **7.2 Trabalhos Futuros**

Durante o desenvolvimento deste trabalho foram notados pontos de expansão ou implementações que poderiam trazer benefícios a infraestrutura PervasiveAd. O primeiro ponto de expansão é a utilização de mineração de dados para a atualização das estatísticas de consumo, visto que com o uso da infraestrutura os usuários irão formando seus perfis e através das categorias presentes nestes perfis é possível formar grupos de usuários que tem uma determinada categoria em seu perfil e encontrar um padrão relacionado a idade, sexo e/ou classe econômica. Dessa forma, é possível produzir uma estatística de consumo local e assim atualizar a estatística referente a categoria pesquisada. Com esta atualização, além de refinar a estatística de consumo, é possível captar informações externas como cultura e entendimento local.

O segundo ponto visa refinar a forma do anúncio publicitário, visto que durante a avaliação experimental os anúncios publicitários eram formados por frases. Contudo, com o uso da computação pervasiva, os anúncios publicitários podem trazer novas formas de apresentação e interação com o usuário. Nesse sentido, faz-se necessário desenvolver um estudo com relação a interferência entre estas novas formas de apresentação e interação com o usuário, trazidas pela computação pervasiva, e a apresentação textual, usada na avaliação experimen-

tal deste trabalho, na recomendação de anúncios publicitários ao usuário.

Por último e levando o ponto de expansão para uma ótica mais prática, a utilização de mapas que mostrem a rota do atual local do usuário até o estabelecimento anunciante, após a interação do usuário com o anúncio, pode contribuir para a concretização da compra, uma vez que o usuário pode estar em um local desconhecido e não saber chegar ao estabelecimento o qual anunciou o produto ou serviço que este desejava.

## Bibliografia

- [1] L. Aalto, N. Göthlin, J. Korhonen, and T. Ojala. Bluetooth and wap push based location-aware mobile advertising system. In *Proceedings of the 2nd international conference on Mobile systems, applications, and services*, pages 49–58. ACM, 2004.
- [2] G. Adomavicius and A. Tuzhilin. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, pages 734–749, 2005.
- [3] R. Baeza-Yates, B. Ribeiro-Neto, et al. *Modern information retrieval*, volume 82. 1999.
- [4] M. Balabanović and Y. Shoham. Fab: content-based, collaborative recommendation. *Communications of the ACM*, 40(3):66–72, 1997.
- [5] C. Basu, H. Hirsh, W. Cohen, et al. Recommendation as classification: Using social and content-based information in recommendation. In *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, pages 714–720, 1998.
- [6] N.J. Belkin and W.B. Croft. Information filtering and information retrieval: two sides of the same coin? *Communications of the ACM*, 35(12):29–38, 1992.
- [7] D. Billsus, C.A. Brunk, C. Evans, B. Gladish, and M. Pazzani. Adaptive interfaces for ubiquitous web access. *Communications of the ACM*, 45(5):34–38, 2002.
- [8] J.S. Breese, D. Heckerman, C. Kadie, et al. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. In *Proceedings of the 14th conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 43–52, 1998.

- [9] R. Bulander, M. Decker, G. Schiefer, and B. Kölmel. Advertising via mobile terminals-delivering context sensitive and personalized advertising while guaranteeing privacy. *E-business and Telecommunication Networks*, pages 15–25, 2007.
- [10] M. Claypool, A. Gokhale, T. Miranda, P. Murnikov, D. Netes, and M. Sartin. Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper. In *Proceedings of ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems*, page 60, 1999.
- [11] S. Clifford. Billboards that look back. At <http://nytimes.com/2008/05/31/business/media/31billboard.html>, 2008.
- [12] S. Coulombe and G. Grassel. Multimedia adaptation for the multimedia messaging service. *Communications Magazine, IEEE*, 42(7):120–126, 2004.
- [13] S. Debroy, S. De, S. Das, A. Chakbraborty, PK Das, and S. Paul. Mypulse: Mobile yellow pages with user interest and location sensing ensemble. In *TENCON 2008-2008 IEEE Region 10 Conference*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- [14] A. Dickinger, P. Haghirian, J. Murphy, and A. Scharl. An investigation and conceptual model of sms marketing. In *System Sciences, 2004. Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference on*, page 10. IEEE, 2004.
- [15] IPC Marketing Editora. *Manual de operação do software e descrição da metodologia*, 5 edition.
- [16] A. Fawaz, A. Hojaij, H. Kobeissi, and H. Artail. An on-demand mobile advertising system that protects source privacy using interest aggregation. In *Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), 2011 IEEE 7th International Conference on*, pages 127–134. IEEE, 2011.
- [17] J. Ferber. *Multi-agent systems: An introduction to distributed artificial intelligence*. 1999.
- [18] J.Z. Gao and A. Ji. Smartmobile-ad: An intelligent mobile advertising system. In *Grid and Pervasive Computing Workshops, 2008. GPC Workshops' 08. The 3rd International Conference on*, pages 164–171. IEEE, 2008.

- [19] D. Goldberg, D. Nichols, B.M. Oki, and D. Terry. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of the ACM*, 35(12):61–70, 1992.
- [20] H. Haddadi, P. Hui, and I. Brown. Mobiad: private and scalable mobile advertising. In *Proceedings of the fifth ACM international workshop on Mobility in the evolving internet architecture*, pages 33–38. ACM, 2010.
- [21] N. Hristova and GMP O’Hare. Ad-me: Wireless advertising adapted to the user location, device and emotions. In *Proceedings of the Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS’04)-Track 9-Volume 9*, pages 90285–3. IEEE Computer Society, 2004.
- [22] R. Jain. *The art of computer systems performance analysis*. 2008.
- [23] J.A. Konstan, B.N. Miller, D. Maltz, J.L. Herlocker, L.R. Gordon, and J. Riedl. GroupLens: applying collaborative filtering to usenet news. *Communications of the ACM*, 40(3):77–87, 1997.
- [24] P. Kotler, G. Armstrong, J. Saunders, and V. Wong. *Principles of marketing: the European edition*. Financial Times Prentice Hall, 1996.
- [25] J. Krumm. Ubiquitous advertising: The killer application for the 21st century. *Pervasive Computing, IEEE*, (99):1.
- [26] R. Laranjeira, I. Pinsky, M. Sanches, M. Zaleski, and R. Caetano. Alcohol use patterns among brazilian adults. *Revista Brasileira de Psiquiatria*, 32(3):231–241, 2010.
- [27] D. Liapis, S. Vassilaras, and G.S. Yovanof. Implementing a low-cost, personalized and location based service for delivering advertisements to mobile users. In *Wireless Pervasive Computing, 2008. ISWPC 2008. 3rd International Symposium on*, pages 133–137. IEEE, 2008.
- [28] G. Linden, B. Smith, and J. York. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *Internet Computing, IEEE*, 7(1):76–80, 2003.
- [29] Londoneats.com. Londoneats. At <http://londoneats.com/news/poll.asp?PollID=34>, 2004.

- [30] B.N. Miller, I. Albert, S.K. Lam, J.A. Konstan, and J. Riedl. Movielens unplugged: experiences with an occasionally connected recommender system. In *Proceedings of the 8th international conference on Intelligent user interfaces*, pages 263–266. ACM, 2003.
- [31] Jorg Muller, Florian Alt, and Daniel Michelis. Pervasive advertising. In *Pervasive Advertising*, Human-Computer Interaction Series, pages 1–29. Springer London, 2011.
- [32] D.A. Norman. *Emotional design: Why we love (or hate) everyday things*. 2004.
- [33] C.C. Peddy and D. Armentrout. *Building Solutions with Microsoft Commerce Server 2002*. Microsoft Press, 2003.
- [34] T. Pessemier, T. Deryckere, K. Vanhecke, and L. Martens. Proposed architecture and algorithm for personalized advertising on idtv and mobile devices. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 54(2):709–713, 2008.
- [35] A. Popescul, L.H. Ungar, D.M. Pennock, and S. Lawrence. Probabilistic models for unified collaborative and content-based recommendation in sparse-data environments. 2001.
- [36] ABI Research. Abi research - technology market research. At [http://www.abiresearch.com/mobile\\_marketing.jsp](http://www.abiresearch.com/mobile_marketing.jsp), 2010.
- [37] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl. Grouplens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. In *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pages 175–186. ACM, 1994.
- [38] E. Rich. User modeling via stereotypes. *Cognitive science*, 3(4):329–354, 1979.
- [39] M. Richtel. New billboards sample radios as cars go by. At <http://nytimes.com/2002/12/27/business/media-business-advertising-new-billboards-sample-radios-cars-go-then-adjust.html>, 2002.
- [40] R. Salladay. High-tech billboards tune in to drivers' tastes. At <http://sfgate.com/cgi-bin/article.cgi?file=/c/a/2002/12/22/MN242772.DTL>, 2002.



- 
- [41] G. Salton. *Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis, and Retrieval of*. 1989.
- [42] J.M. Sánchez, J.C. Cano, C.T. Calafate, and P. Manzoni. Bluemall: a bluetooth-based advertisement system for commercial areas. In *Proceedings of the 3rd ACM workshop on Performance monitoring and measurement of heterogeneous wireless and wired networks*, pages 17–22. ACM, 2008.
- [43] A.I. Schein, A. Popescul, L.H. Ungar, and D.M. Pennock. Methods and metrics for cold-start recommendations. In *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pages 253–260. ACM, 2002.
- [44] Y. Sun and G. Ji. Privacy preserving in personalized mobile marketing. *Active Media Technology*, pages 538–545, 2010.
- [45] L. Terveen, W. Hill, B. Amento, D. McDonald, and J. Creter. Phoaks: A system for sharing recommendations. *Communications of the ACM*, 40(3):59–62, 1997.
- [46] L.H. Ungar and D.P. Foster. Clustering methods for collaborative filtering. In *AAAI Workshop on Recommendation Systems*, number 1. AAAI Press, 1998.
- [47] M. Weiser. The computer for the 21st century. *Scientific American*, 265(3):94–104, 1991.
- [48] D.J. Xu, S.S. Liao, and Q. Li. Combining empirical experimentation and modeling techniques: A design research approach for personalized mobile advertising applications. *Decision Support Systems*, 44(3):710–724, 2008.

# Apêndice A

## Categorias

Abaixo estão listadas todas as categorias cadastradas na infraestrutura PervasiveAd:

Tabela A.1: Categorias

1	Alimentos naturais	60	Fogões	119	Creme de pele
2	Alimentos industrializados	61	Condicionadores de ar	120	Papel higiênico
3	Alimentos preparados	62	Máquinas de costura	121	Bronzeador
4	Refeição	63	Enceradeiras	122	Maquiagem
5	Lanche	64	Secadoras de roupa	123	Sabonete
6	Café da manhã	65	Ferro elétrico	124	Esmalte
7	Refrigerante	66	Liquidificador	125	Acetona
8	Café	67	Ventilador	126	Desodorante
9	Cerveja	68	Exaustor	127	Absorvente
10	Chopp	69	Lâmpada	128	Livro
11	Suco artificial	70	Pilha	129	Material didático
12	Café moído	71	Forno elétrico	130	Caderno
13	Café solúvel	72	Forno de micro-onda	131	Seguro saúde
14	Aguardente	73	Freezer	132	Tratamento dentário
15	Vinho	74	Máquina de lavar prato	133	Cirurgias
16	Ônibus	75	Batedeira	134	Exames de laboratório
17	Táxi	76	Aspirador de pó	135	Óculos
18	Trem	77	Chuveiro elétrico	136	Lentes

---

19	Metrô	78	Secador de cabelo	137	Brinquedos
20	Transporte escolar	79	Processador de alimentos	138	Jogos recreativos
21	Gasolina	80	Televisor	139	Cd-rom
22	Álcool	81	Rádio	140	DVD
23	Óleo veicular	82	Aparelho de som	141	Academia
24	Acessório de carro	83	Home-theater	142	Cinema
25	Peça de carro	84	Grill	143	Teatro
26	Telefone fixo	85	Aparelho de fax	144	Futebol
27	Telefone celular	86	Computador	145	Caça
28	TV por assinatura	87	Calça comprida	146	Pesca
29	Dedetização	88	Agasalhos	147	Camping
30	Carvão vegetal	89	Ternos	148	Jornal
31	Conserto de móveis	90	Saia	149	Revista
32	Conserto de aparelhos	91	Cueca	150	Hospedagem
33	Vassoura	92	Lingerie	151	Passagem aérea
34	Rodo	93	Short	152	Passagem de ônibus
35	Recipientes para lixo	94	Camisa	153	Excursão
36	Água sanitária	95	Bermuda	154	Cigarro
37	Detergente	96	Camiseta	155	Charuto
38	Sabão em pó	97	Blusa	156	Fósforo
39	Sabão em barra	98	Meia	157	Isqueiro
40	Desinfetantes	99	Roupa de dormir	158	Cabeleireiro
41	Inseticidas	100	Vestido	159	Manicure
42	Raticidas	101	Roupa de banho	160	Pedicure
43	Ceras	102	Uniforme	161	Sapateiro
44	lustra móvel	103	Fralda	162	Barbeiro
45	Esponja de aço	104	Roupa de bebê	163	Alfaiate
46	Amaciante	105	Sapato masculino	164	Costureira
47	Alvejante	106	Sapato feminino	165	Relojoeiro
48	Luminárias	107	Sapato infantil	166	Lavanderia
49	Roupa de cama	108	Sandália masculina	167	Jogo de azar

---

50	Mesa e banho	109	Sandália feminina	168	Bebidas alcoólicas
51	Colchões	110	Sandália infantil	169	Viagens
52	Redes	111	Bolsa de mulher	170	Eletrrodomésticos
53	Tapetes	112	Guarda-chuva	171	Móveis
54	Cortinas	113	Tênis	172	Eletrônicos
55	Mamadeiras	114	Tênis infantil	173	Eletroportáteis
56	Garrafa térmica	115	Jóia	174	Carros
57	Copo de vidro	116	Bijuteria	175	Chocolates
58	Refrigeradores	117	Relógio de pulso		
59	Máquinas de lavar	118	Perfume		