

Seleção de Anúncios Pervasivos Baseada na Segmentação de Mercado e Comportamento do Consumidor

Leonardo Soares¹, Hyggo Almeida¹, Angelo Perkusich¹,
Fred Bublitz¹, Marco Rosner¹

¹Laboratório de Sistemas Embarcados e Computação Pervasiva (Embedded)
Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
Campina Grande, Brasil

{leonardoss, rosner}@copin.ufcg.edu.br

{hyggo, fbublitz, perkusic}@embedded.ufcg.edu.br

Abstract. *This paper introduces a method for selecting pervasive advertisements without demanding interaction and feedback from customers, based on market segmentation and consumer behavior. The method was tested and compared with other methods with similar purposes. The tests were performed in an experiment involving 112 people. The results were satisfactory and compatible with approaches that require explicit interaction.*

Resumo. *Neste trabalho propõe-se um método de seleção de anúncios pervasivos, que não demanda interação e feedback dos consumidores, baseado em segmentação de mercado e no comportamento do consumidor. Foi realizado um experimento no qual o método foi comparado a outras abordagens de mesmo propósito, com a participação de 112 pessoas. Os resultados mostram a eficiência da abordagem no processo de recomendação de anúncios.*

1. Introdução

Publicidade Pervasiva (*Pervasive Advertisement*) é considerada a área de aplicação mais promissora para exaltar as qualidades da Computação Pervasiva. Por este motivo, esta tem recebido grandes contribuições da comunidade científica [Kostakos and Ojala 2013] [Krumm 2011] [Conti et al. 2012].

As motivações para disseminar a publicidade pervasiva vêm de uma sociedade cada vez mais individualista e exigente, em que o aumento na demanda por produtos personalizados e adaptados às necessidades individuais se reflete diretamente na publicidade [Phillip and Keller 2008]. Os potenciais consumidores de um produto, que a publicidade denomina de audiência, estão expostos diariamente a inúmeros meios de comunicação e requerem anúncios de produtos de seu interesse para que a mensagem seja lembrada, em um processo conhecido pelo termo atenção seletiva [Phillip and Keller 2008].

Uma alternativa para reduzir a falta de interesse pelo anúncio é adequá-lo às expectativas de sua audiência [Phillip and Keller 2008], associando isto à exibição do anúncio em um momento de possível distração da audiência, aumentam-se as chances da mensagem ser considerada relevante. A computação pervasiva com sua capacidade de se inserir em nosso cotidiano e potencial de adaptação ao contexto, pode viabilizar este processo

[Müller et al. 2011]. O uso deste paradigma computacional para fins publicitários recebe o nome de publicidade pervasiva [Ihlström Eriksson et al. 2007].

No cenário da Publicidade Pervasiva, destaca-se um meio de comunicação denominado sinalização digital. Este meio de comunicação utiliza, em geral, mini computadores conectados a televisores de LED para transmitir anúncios em ambientes com grandes volumes de pessoas tais como aeroportos, universidades, bancos e até locais mais inusitados como banheiros, fazendo com que a publicidade alcance locais antes inacessíveis aos meios de comunicação tradicionais.

Existem muitos desafios a serem superados pela área, um deles consiste em fazer com que os anúncios exibidos impactem positivamente os consumidores próximos aos televisores, estimulando a atenção seletiva. Neste sentido, um dos pilares para seleção de anúncios mais relevantes está em identificar as preferências da audiência [Ribeiro 2010].

Os trabalhos encontrados na literatura que buscam melhorar a seleção de anúncios neste meio de comunicação falham neste processo, por duas razões: *i*) dependência de interação explícita com a audiência [Müller and Krüger 2009, Ribeiro 2010]; e *ii*) obtenção de dados dependentes de uma tecnologia específica (e.g., *Bluetooth*) [Yu et al. 2010, Di Ferdinando et al. 2009, Strohbach and Martin 2011]. Percebe-se com estes trabalhos que há uma tentativa de adaptar soluções utilizadas com sucesso na web, o que tem se mostrado ineficiente para a sinalização digital.

Neste trabalho propõe-se uma abordagem para seleção de anúncios pervasivos sem necessidade de interação e retorno da audiência. Essa abordagem baseia-se em conceitos da área de marketing como a de segmentação do mercado e comportamento do consumidor [Phillip and Keller 2008]. Para isso, utiliza-se o conhecimento de especialistas em marketing através de um algoritmo que combina lógica nebulosa [Kasabov 1996] com o índice de *Jaccard* [Real and Vargas 1996].

O método foi implementado e validado por meio de comparações com outras abordagens identificadas na literatura e de propósitos similares. Os testes foram realizados em um experimento com a participação de 112 entrevistados, com resultados estatisticamente significantes com um nível de confiança de 95% dentro de um intervalo de confiança de 10%. Os resultados da abordagem proposta se mostraram próximos e em alguns casos superiores às abordagens que exigem a interação e o retorno explícito do consumidor, além de ter superado a abordagem de seleção aleatória.

2. Abordagem proposta

A publicidade pervasiva possibilita a exibição de anúncios nos mais variados locais, incluindo aqueles inacessíveis aos meios de comunicação mais tradicionais. Isto se deve aos dispositivos tecnológicos utilizados que viabilizam esta proposta. Nesta área, o modelo de publicidade mais adotado consiste de um painel para exibir o anúncio, conectado a um servidor, com conexão à Internet ou não, responsável pelo gerenciamento da publicidade.

Neste trabalho será adotado um modelo similar, como ilustrado na Figura 1. Ressalta-se que o painel ilustrado na figura, que é uma tela de LED, pode ser substituído por um *tablet*, *smartphone* ou qualquer outro dispositivo capaz de exibir vídeos ou imagens e com capacidade de comunicação, sem alterar a estrutura da abordagem aqui proposta. A única restrição para uso desta abordagem é conhecer a localização onde estes dis-

positivos se encontram, pois esta é uma informação usada no processo de recomendação dos anúncios. Esta localização pode ser obtida através do próprio dispositivo ou explicitamente definida pela empresa que instala os dispositivos (na ausência de GPS embutidos).



Figura 1. Cenário de utilização do sistema.

O funcionamento do sistema é ilustrado na Figura 1: (1) tem-se a definição dos eventuais locais/dispositivos de exibição das propagandas, assim como das próprias propagandas a serem exibidas; (2) as propagandas são então registradas no servidor (ou nuvem de servidores) para que os dispositivos possam recuperar propagandas sempre que necessário, o que ocorre, normalmente, em períodos pré-determinados; (3) e, por fim, é feita a seleção das propagandas, para cada dispositivo, de acordo com o tipo de usuário que frequenta o local onde o dispositivo está instalado.

Os passos (1) e (2), descritos acima, estão presentes em diversas arquiteturas para viabilizar publicidade na Internet, em dispositivos portáteis, dentre outros meios. Sendo assim, a contribuição principal da arquitetura aqui proposta está no passo (3), especificamente, no método de seleção de anúncios com base no local e no perfil do usuário.

O método tem motivação em diversos estudos sobre segmentação de mercado e sobre o comportamento do consumidor, para direcionar anúncios de produtos aos seus potenciais consumidores. Estes estudos indicam que pessoas com características e culturas similares, em geral, prezam pelos mesmos valores. Além disto, os estudos demonstram que as aquisições dos consumidores tendem a ser relacionadas à suas características, como demográficas, sociais ou psicográficas [Phillip and Keller 2008]. Com base nestas teorias, criou-se a hipótese de que, conhecendo o público-alvo e interesses associados a um local, a exibição de anúncios com público-alvo e interesses próximos aumentará sua relevância.

Sendo assim, o método proposto possui três passos principais, ilustrados na Figura 2, os quais são descritos a seguir. O método, implementado no Servidor de Publicidade da arquitetura, tem como entrada um conjunto de locais e um conjunto de anúncios e tem como saída um conjunto de duplas (local, anúncios), definindo quais anúncios devem ser exibidos em quais locais.

1. **Classificação dos anúncios e estabelecimentos em relação aos interesses e público-alvo:** a representação do público-alvo utiliza apenas os dados demográficos (gênero e idade) e psicográficos (classe social) por serem as informações de maior influência em suas decisões [Phillip and Keller 2008]. Os

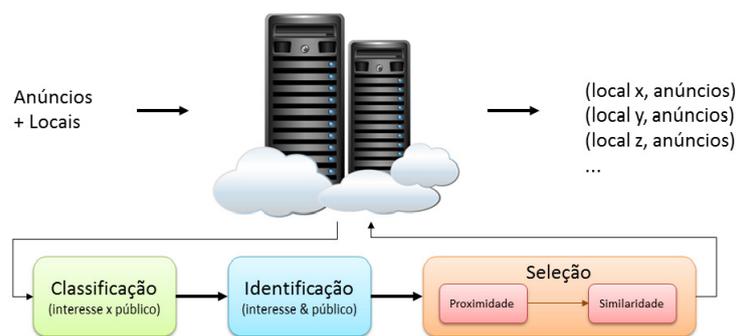


Figura 2. Cenário de utilização do sistema.

interesses dos consumidores também serão utilizados, pois afetam diretamente suas aquisições. Para representá-los foram definidas 33 categorias, identificadas com o auxílio de especialistas em publicidade a partir de informações obtidas em sites de premiações de anúncios e no Conar (Conselho de auto-regulamentação publicitária)¹.

2. **Identificação do público-alvo e interesses da audiência:** Para relacionar os anúncios à audiência é necessário identificar suas características e interesses. Isto se torna um problema no cenário da sinalização digital onde é desejável que não haja qualquer dependência de interação com a audiência. Há no entanto uma informação conhecida, e que pode ser obtida de forma implícita, que é a localização da audiência, uma vez que é a mesma do painel de sinalização digital. Esta localização traz consigo uma possível relação entre as características do público-alvo e interesses que descrevem um estabelecimento às pessoas que o frequentam [Froehlich et al. 2006]. Tendo isto como base, as informações sobre o público-alvo e interesses do estabelecimento onde o painel encontra-se instalado serão usadas para classificar sua audiência.
3. **Seleção dos anúncios:** a seleção de anúncios é realizada em duas etapas, que incluem a seleção com base na proximidade entre o público-alvo dos anúncios e o estabelecimento e posteriormente a seleção baseada na similaridade de interesses relacionados à ambos. Estas etapas são detalhadas a seguir.

Define-se a proximidade entre os públicos-alvos dos estabelecimentos aos anúncios, como a comparação entre as idades e classes sociais que os descrevem. Uma maior proximidade entre estes valores representa uma maior chance do anúncio ser relevante. Para representar as idades e classes sociais de um público-alvo, em geral, utilizam-se intervalos matemáticos, por exemplo: [50,60[indica um anúncio para pessoas de 50 à 59 anos ou através de classificações econômicas [A1, B2]². Entretanto, se a comparação considerar apenas a presença ou ausência de valores dentro destes intervalos haverá uma limitação significativa na quantidade de anúncios possíveis de serem selecionados. Um anúncio direcionado a pessoas acima de 50 anos de idade, mas que poderia ser de interesse para alguém com 49 anos, seria descartado. Em razão disto optou-se pelo uso da lógica nebulosa por apresentar condições adequadas para resolver problemas que envolvem diferentes níveis de aceitação para uma variável, como é a situação [Kasabov 1996].

¹<http://www.conar.org.br/>

²<http://www.abep.org/novo/FileGenerate.ashx?id=257>

O gênero, informação que indica para qual sexo o anúncio é destinado, não é utilizada no raciocínio nebuloso, pois não serão consideradas margens de incerteza relacionadas aos valores que esta variável pode assumir. Os valores permitidos: masculino, feminino e unisex, serão utilizados apenas como filtro.

Dois especialistas em publicidade auxiliaram na modelagem do problema proposto neste trabalho em termos nebulosos. Estes especialistas também definiram os dados que descrevem o público-alvo dos estabelecimentos e que serviram de entrada no sistema nebuloso. A definição das variáveis linguísticas teve como base as informações utilizadas no cálculo: idade e classe social, e o resultado esperado: relevância do anúncio. Para representar a relação entre diferentes valores às variáveis idade e classe social, são utilizados três termos linguísticos, posteriormente mapeados em conjuntos nebulosos: *pertence*, *próxima* e *ausente*. O primeiro termo indica que um determinado valor está dentro da faixa de valores ideais, o segundo indica que eles estão próximos, e são aceitáveis, e o terceiro termo indica a inexistência de relação. O uso deste terceiro termo possibilita limitar determinados anúncios, como por exemplo a veiculação de um anúncio de bebidas alcoólicas em um local frequentado por menores de idade. A relevância por sua vez é representada por cinco termos linguísticos: *muito alta*, *alta*, *media*, *baixa*, *muito baixa* e *inexistente*.

Os valores de entrada, oriundos das descrições dos públicos-alvos dos estabelecimentos, são mapeados aos respectivos conjuntos nebulosos dos anúncios através de funções de pertinência em um processo conhecido por *fuzzificação*. Estas funções são específicas por anúncio e o formato adotado depende das características que descrevem a idade e classe social do público-alvo de cada anúncio. Este processo é necessário para a realização do raciocínio nebuloso que possibilita a representação do conhecimento de especialistas sobre determinado assunto. O raciocínio é resultado de um conjunto de regras aplicadas às variáveis e termos linguísticos. Neste trabalho, as regras foram baseadas no modelo denominado *Zadeh-Mamdani*, com base nas variáveis idade e rendimento, e seu resultado é a relevância do anúncio, como pode ser visualizado no exemplo abaixo:

IF idade IS proxima AND classe_social IS pertence THEN relevancia IS alta;

A saída das regras consiste da relação entre um conjunto nebuloso, no exemplo acima sendo representado por relevância, e o termo linguístico que está relacionado a ele, dependente das variáveis de entrada, representado por alta. A execução das regras produzirá diferentes valores para relevância que ao final serão agregados e transformados em um valor entre 0 e 1, no qual um menor valor representa uma menor relevância. Este processo é denominado *defuzzificação*. O cálculo se repete para todos os anúncios e estabelecimentos cadastrados.

Uma vez estabelecido o cálculo para o público-alvo, o próximo passo é calcular a relevância dos anúncios considerando a similaridade entre suas categorias de interesses aos interesses associados ao estabelecimento onde o painel de sinalização digital encontra-se instalado. Para representar estes interesses são utilizados conjuntos matemáticos e assim como foi feito com os públicos-alvos os especialistas definiram estas informações. Por exemplo, a representação de um estabelecimento como a loja de departamento C&A e um anúncio da grife americana Victoria's Secret é ilustrada abaixo:

$$I_{cea} = \{ entretenimento, moda, beleza, sapatos, vestuário \}$$

$$I_{victoriasecret} = \{moda, grife, beleza, vestuário\}$$

Para calcular a similaridade entre os conjuntos é utilizado o índice de *Jaccard* [Real and Vargas 1996]. Seu cálculo consiste em dividir o número de elementos comuns aos conjuntos pela união dos seus elementos. O valor resultante encontra-se dentro de uma faixa de valores entre 0 a 1, no qual o valor 0 indica a completa ausência de elementos em comum aos conjuntos e 1 representa a semelhança completa. O cálculo do índice de *Jaccard* para os conjuntos exemplificados acima é o seguinte:

$$sim(I_{cea}, I_{victoriasecret}) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{3}{5} = 0.60$$

Após os cálculos de similaridade, seus resultados são combinados aos resultados obtidos com a lógica nebulosa em um processo conhecido por hibridização de algoritmos [Burke 2002]. Neste processo optou-se pelo uso da técnica denominada *feature combination*, que agrega os resultados dos dois cálculos e produz um único resultado, por ela considerar de forma igualitária a importância de ambos.

O objetivo desse processo é minimizar as limitações que esses algoritmos teriam quando usados em separado e ao mesmo tempo aproveitar suas vantagens individuais. Por exemplo, o método de recomendação pela similaridade dos interesses é incapaz de diferenciar dois produtos similares, mas direcionados a pessoas de públicos-alvos diferentes. Por outro lado, utilizar apenas o público-alvo desconsidera os interesses que é uma informação de grande influência nas decisões dos consumidores.

3. Validação empírica

Um experimento foi conduzido para avaliar a abordagem proposta neste trabalho e comparar seu resultado aos de outros métodos de propósitos similares encontrados na literatura ou em uso em sistemas comerciais de sinalização digital. O experimento contou com a participação de 112 pessoas, sendo 65 homens e 47 mulheres, entre 16 e 56 anos. Com essa amostra foi possível obter dados com um nível de confiança de 95% dentro de um intervalo de confiança de 10% [Jain 2008].

A realização do experimento se deu de forma simulada através da Internet, pois alguns fatores limitaram sua execução *in loco*. Primeiramente seria necessário instalar painéis em diversos estabelecimentos da cidade, o que traria a necessidade de aquisições, contratos e manutenção dos equipamentos. Além disto, como o cenário de sinalização digital considera a exibição dos anúncios para grupos de pessoas, seria preciso reunir diferentes grupos e deslocá-los à diferentes locais, o que dificulta o processo.

Em razão disto optou-se pela realização do experimento de forma simulada, onde os anúncios foram exibidos aos entrevistados através da Internet, onde o monitor foi utilizado para simular um painel de sinalização digital. Como a realização do experimento se deu de forma individual e em locais distintos, buscou-se simular o comportamento de grupo. Para isto, foi solicitado aos entrevistados que indicassem quais locais eles visitaram no último ano, dentre uma lista de estabelecimentos com público-alvos previamente classificados pelos especialistas em publicidade. Com essa informação foram formados grupos com as pessoas que indicaram ter visitado um mesmo local. Dessa forma, simulando a presença dos consumidores em um mesmo local.

Após a formação dos grupos os entrevistados foram expostos à exibição de diversos anúncios através de imagens estáticas que representavam um produto ou marca. Cada método selecionou para exibição três anúncios por entrevistado, que o avaliou em relação ao seu interesse pelo que foi anunciado. Para isto utilizou-se uma escala qualitativa com três valores: *desinteressante*, *pouco interessante* e *interessante*.

3.1. Planejamento do experimento

3.1.1. Classificação dos anúncios e estabelecimentos

Foi utilizada uma base com 112 anúncios relacionados a produtos reais e dos mais variados assuntos. Para minimizar o viés em haver muitos anúncios direcionados a apenas um determinado público-alvo ou categorias de interesse, os publicitários foram orientados a variar os anúncios. Também foram usadas as informações referentes a 40 estabelecimentos da cidade de Maceió estado de Alagoas, uma vez que todos os entrevistados eram desta cidade. Estes estabelecimentos foram agrupados em 8 categorias diferentes, como restaurantes, entretenimento, boates, lojas de vestuário, dentre outras.

3.1.2. Métrica para avaliação dos métodos

A partir das avaliações dos entrevistados é possível analisar a efetividade dos métodos propostos [Gunawardana and Shani 2009]. Duas métricas foram adotadas para avaliar a qualidade das recomendações: precisão e taxa de erro [Gunawardana and Shani 2009]. Representadas abaixo:

$$P = \frac{pv}{t} \quad e \quad TE = \frac{fp}{t}$$

Em que:

- P = Precisão;
- TE = Taxa de erro;
- pv = Positivo verdadeiro, onde o anúncio exibido é avaliado como interessante;
- fp = Falso positivo, onde o anúncio exibido é avaliado como desinteressante;
- t = Total de recomendações.

Precisão é a fração de documentos selecionados para exibição e que foram interessantes ao usuário. Enquanto a taxa de erro refere-se a fração de documentos selecionados, mas que foram desinteressantes ao usuário.

3.1.3. Abordagens comparadas

Serão avaliadas três abordagens propostas neste trabalho: *i*) a seleção baseada na similaridade entre os interesses (M.S.); *ii*) a seleção baseada na proximidade entre os público-alvos (M.P.A.) e *iii*) a hibridização de ambas abordagens (M.H.). Haverá também a comparação a outras seleções, como: aleatória (ALT.), filtragem colaborativa por correlação de *Pearson* (F.C.P) e filtragem colaborativa por *Slope One* (F.C.S), por serem de propósito similar e encontradas no estado da arte ou em uso comercialmente.

Analisando o estado da arte percebe-se que a maioria dos métodos identificados são avaliados em comparação à seleção aleatória, formato mais popular de seleção de

conteúdo em sinalização digital. Neste trabalho foi utilizado um formato de avaliação semelhante, incluindo também a comparação a dois algoritmos de filtragem colaborativa. Optou-se pela comparação a estes algoritmos pelo seu uso em trabalhos acadêmicos que também visam melhorar a seleção de anúncios [Su and Khoshgoftaar 2009]. Além disto, considera-se que a abordagem proposta neste trabalho também pode ser utilizada para seleção de outros tipos de itens, como algoritmos de recomendação tradicionais, onde a filtragem colaborativas se aplica. Houve a tentativa de contato com os autores de algoritmos encontrados em trabalhos similares para obter detalhes sobre suas implementações, mas não foram recebidas respostas.

3.2. Resultados

Os resultados referentes a precisão e taxa de erro são apresentados na tabela 1. No gráfico da Figura 3 também é possível analisar estes resultados, além dos anúncios avaliados como pouco interessantes.

	Aleatório	Método de similaridade	Proximidade do P.A.	Método híbrido	F.C. Pearson	F.C por Slope One
Precisão	38%	50%	33.9%	48.8%	49.4%	54.1%
Taxa de erro	35.1%	28.2%	36.3%	24.1%	27.9%	19.3%

Tabela 1. Precisão e taxa de erro das abordagens.



Figura 3. Gráfico com os percentuais da precisão, taxa de erro e dos anúncios avaliados como pouco interessantes.

3.3. Análise e interpretação dos resultados

Pela análise dos resultados da precisão e taxa de erro (Tabela 1), percebe-se a superioridade do algoritmo *Slope One* em comparação as outras abordagens. No entanto, para comparar as demais abordagens é fundamental analisar conjuntamente os resultados.

Ao analisar apenas os resultados da precisão, percebe-se que o método híbrido teve desempenho inferior às seleções pela similaridade dos interesse e correlação de *Pearson*. No entanto, verificando a taxa de erro muda-se a interpretação dos resultados, nessa métrica o método híbrido selecionou menos anúncios desinteressantes que ambos. Analisando a diferença entre os percentuais das duas métricas, conclui-se que houve uma menor precisão para o método híbrido, mas em compensação ele foi mais eficiente para filtrar anúncios desinteressantes, o que lhe garante um desempenho mais estável.

Em relação aos anúncios avaliados como pouco interessantes, apesar de não entrarem no cálculo, essas avaliações indicam anúncios que são indiferentes aos consumidores,

mas se mostram melhores que os anúncios avaliados como desinteressantes. O desempenho do método híbrido corrobora a afirmação sobre sua estabilidade, onde apenas ele e o *Slope One* obtiveram melhores percentuais que a taxas de erro (Figura 3).

Apesar do resultado inferior do método híbrido, em comparação ao algoritmo *Slope one*, ele se mostra como uma alternativa viável principalmente por ter conseguido resultados próximos, sem necessitar de interação explícita com o consumidor. Como exposto na Introdução deste trabalho em um cenário real de sinalização digital esse tipo de interação é bastante difícil.

4. Trabalhos relacionados

Diversas abordagens foram propostas para melhorar a seleção de anúncios na sinalização digital. Estas abordagens podem ser classificadas em *i)* dependentes de interação com o consumidor [Müller and Krüger 2009] [Ribeiro 2010]; *ii)* dependentes de dispositivos externos [Sharifi et al. 2006] [Yu et al. 2010] ou *iii)* abordagens que utilizam ambos [Di Ferdinando et al. 2009] [Strohbach and Martin 2011]. No entanto, a sinalização digital é um meio de comunicação público e de interação casual, o que torna difícil a solicitação de informações da audiência, além da dificuldade em identificá-la e rastreá-la, para fins de persistência da informação [Müller and Krüger 2009]. Enquanto a necessidade do uso de dispositivos tecnológicos pode impor uma barreira ao aumentar os custos do projeto [McCarthy et al. 2001].

Diferente dos métodos apresentados, a abordagem deste trabalho não apresenta estas dependências. Sua limitação está na necessidade de conhecimento especialista para definir os anúncios e estabelecimentos, porém pela possibilidade de obter esta informação de diversas fontes, como publicitários, livros, dentre outras, este problema é reduzido.

5. Conclusão

Neste trabalho foi apresentada uma abordagem para seleção de anúncios pervasivos voltados para a sinalização digital. O trabalho contribui para a área de computação pervasiva, em particular a área de publicidade pervasiva, e difere de trabalhos similares por não depender de interação com o consumidor ou de dispositivos tecnológicos.

O método proposto foi avaliado em um experimento com a participação de 112 entrevistados. Os resultados mostram sua efetividade no processo de recomendação de anúncios, principalmente ao reduzir a exibição de anúncios com potencial irrelevância.

Propõe-se como trabalho futuro agregar informações de contexto, como horário e a temperatura, além de utilizar outras fontes de dados para descrever os anúncios e estabelecimentos, espera-se com isso minimizar a necessidade de conhecimento especialista.

Referências

- Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, 12(4):331–370.
- Conti, M., Das, S. K., Bisdikian, C., Kumar, M., Ni, L. M., Passarella, A., Roussos, G., Tröster, G., Tsudik, G., and Zambonelli, F. (2012). Looking ahead in pervasive computing: Challenges and opportunities in the era of cyber–physical convergence. *Pervasive and Mobile Computing*, 8(1):2–21.

- Di Ferdinando, A., Rosi, A., Lent, R., Manzalini, A., and Zambonelli, F. (2009). Myads: A system for adaptive pervasive advertisements. *Pervasive and Mobile Computing*, 5(5):385–401.
- Froehlich, J., Chen, M., Smith, I., and Potter, F. (2006). Voting with your feet: An investigative study of the relationship between place visit behavior and preference. *UbiComp 2006: Ubiquitous Computing*, pages 333–350.
- Gunawardana, A. and Shani, G. (2009). A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks. *The Journal of Machine Learning Research*, 10:2935–2962.
- Ihlström Eriksson, C., Akesson, M., and Hakeröd, J. (2007). Advertising in ubiquitous media environments. In *Proceedings of the 30th Information Systems Research Seminar in Scandinavia, IRIS 30*. Department of Computer Sciences, University of Tampere, Finland.
- Jain, R. (2008). *The art of computer systems performance analysis*. Wiley-India.
- Kasabov, N. (1996). *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*. The MIT Press.
- Kostakos, V. and Ojala, T. (2013). Public displays invade urban spaces. *Pervasive Computing, IEEE*, 12(1):8–13.
- Krumm, J. (2011). Ubiquitous advertising: The killer application for the 21st century. *Pervasive Computing, IEEE*, 10(1):66–73.
- McCarthy, J., Costa, T., and Liongosari, E. (2001). Unicast, outcast & groupcast: Three steps toward ubiquitous, peripheral displays. In *UbiComp 2001: Ubiquitous Computing*, pages 332–345. Springer.
- Müller, J., Alt, F., and Michelis, D. (2011). *Pervasive Advertising*. Springer.
- Müller, J. and Krüger, A. (2009). Mobidic: Context adaptive digital signage with coupons. *Ambient Intelligence*, pages 24–33.
- Phillip, K. and Keller, K. (2008). *Marketing Management*. Prentice Hall, 13th edition.
- Real, R. and Vargas, J. M. (1996). The probabilistic basis of jaccard’s index of similarity. *Systematic Biology*, 45(3):380–385.
- Ribeiro, F. (2010). *Escalonamento autónomo e sensível ao contexto para ecrãs públicos*. PhD thesis, Universidade do minho - Portugal.
- Sharifi, M., Payne, T., and David, E. (2006). Public display advertising based on bluetooth device presence. In *Mobile Interaction with the Real World (MIRW 2006) in conjunction with the 8th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services*.
- Strohbach, M. and Martin, M. (2011). Towards a platform for pervasive display applications in retail environments. *Pervasive Computing, IEEE*, (99).
- Su, X. and Khoshgoftaar, T. M. (2009). A survey of collaborative filtering techniques. *Advances in Artificial Intelligence*, 2009:4.
- Yu, K., Yu, C., Yeh, B., Hsu, C., and Hsieh, H. (2010). The design and implementation of a mobile location-aware digital signage system. In *Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN)*, pages 235–238. IEEE.