

# Um Estudo Sobre o Impacto da Atenção Visual nas Redes Sociais

Daniele V. Ferreira<sup>1</sup>, Welington Y.L. Akamine<sup>2</sup>,  
Genaina Rodrigues<sup>1</sup>, Mylène C.Q. Farias<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ciência da Computação  
Universidade de Brasília (UnB)  
70.910-900, Brasília – DF – Brasil

<sup>2</sup>Departamento de Engenharia Elétrica  
Universidade de Brasília (UnB)  
70.919-970, Brasília – DF – Brasil

**Resumo.** *Ao observar uma cena, o olho humano normalmente filtra uma grande quantidade de informações visuais e concentra sua atenção em regiões selecionadas (salientes). Este processo de seleção é ativamente controlado por mecanismos óculo-motores que permitem que o foco de atenção seja mantido em um determinado local (fixação), ou seja, mudado para um outro local saliente (sacadas). Desta forma, a atenção visual é uma característica do sistema ocular humano que tem como objetivo reduzir a complexidade dos dados a serem processados e maximizar a quantidade de informações úteis a serem assimiladas em uma determinada cena. Por sua vez, as redes sociais provêm ambientes ricos em termos de informações visuais, ou seja fotos, vídeos, gráficos, etc. Apesar disso, existe uma lacuna de trabalhos que exploram o comportamento de usuários em redes sociais online com base em aspectos de atenção visual. Nesse trabalho, utilizamos modelos de atenção visual computacionais para analisar imagens capturadas de um conjunto de perfis de usuários em redes sociais consideradas populares no Brasil. Obtemos como resultado do nosso modelo, mapas de saliência e a ordem prevista em que os usuários fixam os olhares nas imagens capturadas. Comparamos nossos resultados com estudos que analisam como usuários interagem com redes sociais online utilizando dados de clickstream. Os resultados mostram que existem uma forte correlação entre a ordem de fixação ocular prevista e a prioridade de navegação obtida pela análise de dados via clickstream.*

**Abstract.** *While observing a scene, the eye filters a big quantity of visual informations and concentrates its attention at selected regions (salient areas). This selection process is actively controlled by oculomotor mechanisms that allow the attention focus to be kept at a specific position (fixation) or to be changed to another place (saccades). In other words, visual attention is a characteristic of the human visual system that has the goal of reducing the complexity of the visual data to be processed and maximizing the quantity of information necessary to the understanding of a particular scene. On the other hand, social networks provide a rich environment in terms of visual data, i.e. photos, videos, graphs, etc. In spite of that, there are few works that analyze the user behavior in social networks taking into account visual attention models. In this work, we use*

*a computational vision attention model to analyze the images captured from a set of user profiles of popular social networks in Brazil. With a computational attention model, we obtained saliency maps and the predicted order in which users looked at the captured images. Then, we compared our results with previous studies that analyzed how users interact with social networks based on gathered clickstream data. The results show that there is a strong correlation between the order of ocular fixation and the clicking priority.*

## 1. Introdução

Além da popularidade, redes sociais têm promovido uma mudança significativa na maneira como as pessoas interagem atualmente. Do ponto de vista econômico, as redes sociais têm transformado até mesmo a maneira como consumidores no mundo inteiro fazem suas decisões de compra. Em 2009, mais de dois terços da população mundial participavam de redes sociais e de blogs [1]. Hoje, só o Facebook, considerado a rede social mais popular, contém cerca de 1 bilhão de usuários ativos mensalmente. Os usuários das redes sociais gastam parte significativa do seu tempo (+21%) nessas redes [2]. Logo, entender o comportamento dos usuários, quando estes interagem nas redes sociais, pode criar oportunidades para melhoria das interfaces dessas redes, assim como promover estudos diversos sobre interações sociais e distribuição de conteúdo.

Ao observar uma cena, o olho humano normalmente filtra uma grande quantidade de informações visuais e concentra sua atenção em regiões selecionadas (salientes) [13]. Este processo de seleção é ativamente controlado por mecanismos óculo-motores que permitem que o foco de atenção seja mantido em um determinado local (fixação) ou seja mudado para um outro local saliente (sacadas). Desta forma, fixações são instintivamente concentradas em áreas com grande quantidade de informação. Como consequência, a quantidade total de dados a ser processada pelo cérebro para cada cena é minimizada, enquanto que a quantidade de informações úteis é maximizada.

Existem dois mecanismos de seleção visual: *bottom-up* e *top-down*. O mecanismo *bottom-up* é uma seleção automática que é controlada principalmente pelas características intrínsecas dos sinais. Ele é rápido e de curta duração, sendo executado como uma resposta para as características de baixo nível da imagem que são percebidas como visualmente salientes. O mecanismo *top-down* é controlado por fatores cognitivos de alto nível e por influências externas, como por exemplo informação semântica, preferências pessoais e tarefas dadas ao observador, como por exemplo visualização de imagens ou localização de defeitos. Este mecanismo é mais lento e requer um esforço voluntário. Existem na literatura vários modelos computacionais que simulam o mecanismo de atenção visual do sistema visual humano [8, 3, 9]. Entre os modelos disponíveis na literatura, podemos citar os modelos *bottom-up* de Itti *et al.* [8] e modelo GAFFE [9].

Nesse trabalho, utilizamos modelos computacionais de atenção visual para analisar imagens capturadas de um conjunto de perfis de usuários em redes sociais consideradas populares no Brasil, conforme dados de 2010 e 2011 da Comscore [6]. Obtemos como resultados do nosso modelo mapas de saliência e a ordem prevista em que os usuários fixam os olhares nas imagens. Comparamos nossos resultados com estudos anteriores de Benevenuto *et al.* que analisam como usuários interagem com redes sociais online via dados de *clickstream* [5]. Na maior parte das redes sociais analisadas, os resultados mostram

uma alta correlação entre a ordem de fixação ocular prevista e a prioridade de navegação obtida através da análise de dados via *clickstream*. Em particular, nossa avaliação é consistente com a de Benevenuto *et al.*, ou seja existe uma maior presença de atividades consideradas silenciosas, como navegação do perfil ou fotos.

As demais seções deste artigo estão organizadas como segue. Na seção 2, fornecemos o referencial teórico que fundamenta a abordagem apresentada nesse trabalho. Na seção 4, apresentamos a abordagem proposta na qual aplicamos o algoritmo de atenção para gerar os mapas de saliência e avaliar sua relação com o comportamento dos usuários das redes sociais, conforme observado por Benevenuto *et al.*[5]. Na seção 5, são apresentados os dados obtidos para as redes sociais Orkut, Facebook, LinkedIn e Twitter e comparamos com a classificação de Benevenuto *et al.* para as categorias de todas as atividades para cada rede social. Por fim, na seção 6, concluímos o trabalho e apresentamos os direcionamentos para trabalhos futuros.

## **2. Referencial Teórico**

Essa seção está organizada em duas partes principais. Na primeira, explicamos a análise do comportamento de usuários em redes sociais conforme o modelo de *clickstream* de Benevenuto *et al.* [5]. Na segunda parte, explicamos sucintamente os mecanismos de seleção visual e os modelos computacionais que simulam o mecanismo de atenção visual do sistema visual humano.

### **2.1. Caracterização de Comportamento Segundo o modelo de *Clickstream***

Em um trabalho anterior, Benevenuto *et al.* [5] realizaram uma análise do comportamento dos usuários em redes sociais *online* e mostraram que, utilizando dados de *clickstream*, é possível identificar padrões nas interações nesses comportamentos. Eles analisaram as seguintes redes sociais: Orkut, MySpace, LinkedIn e Hi5. Através dos dados de *clickstream* gerados pelas interações via dispositivo *mouse* e coletadas via um agregador de redes sociais, os autores conseguiram capturar não apenas as interações visíveis, como também aquelas consideradas “silenciosas” como navegação do perfil ou fotos de um usuário.

Em todas as quatro redes sociais analisadas, foi encontrado um padrão comum, de modo que a atividade mais popular era a de navegar nos perfis dos amigos. Na Tabela 1, resumimos os resultados observados por Benevenuto *et al.* para as cinco principais categorias das quatro redes sociais analisadas, com base no número de requisições HTTP e no compartilhamento de requisições HTTP correspondentes. As estatísticas são normalizadas para cada rede social, de modo que a soma das categorias é de 100% para cada rede social. As observações que podem ser feitas desses resultados é de que a categoria Perfil e Amigos é a mais popular em todas as redes sociais. Essas navegações incluíam perfis, homepage e a lista dos amigos.

Observe que o LinkedIn apresenta um grau muito menor de interação entre usuários por meio de mensagens (*Scrapbook*) do que o Orkut. Apenas 4% das requisições no LinkedIn eram relacionadas a mensagens entre usuários. Como o LinkedIn é uma rede principalmente para relacionamento profissional (e.g., encontrar colegas de trabalho ou colaboradores), é natural esperar que os usuários primariamente naveguem nos perfis e criem laços entre si, ao invés de trocar mensagens.

**Tabela 1. Quadro comparativo das atividades das cinco principais categorias das redes sociais Orkut, MySpace, LinkedIn e Hi5 [5].**

	<b>Orkut</b>	<b>MySpace</b>	<b>LinkedIn</b>	<b>Hi5</b>
<b>Ordem</b>	<b>Categoria e %</b>	<b>Categoria e %</b>	<b>Categoria e %</b>	<b>Categoria e %</b>
1	Perfil e Amigos 41%	Perfil e Amigos 88%	Perfil e Amigos 51%	Perfil e Amigos 67%
2	Fotos 31%	Mensagens 5%	Outros 42%	Fotos 18%
3	Scrapbook 20%	Fotos 3%	Mensagens 4%	Comentários 6%
4	Comunidades 4%	Outros 3%	Busca 2%	Outros 4%
5	Busca 2%	Comunidades 1%	Comunidades < 1%	Mensagens 3%

O MySpace também apresentou um perfil diferente quando comparado ao Orkut, apesar da similaridade de seus serviços em relação àqueles providos pelo Orkut. MySpace mostrou uma interação muito menor através das Fotos. Por fim, as categorias dos usuários no Hi5 apresentaram atividades similares àquelas do Orkut, ou seja as atividades mais frequentes envolvem navegar nas atualizações dos amigos através das categorias Perfis, Amigos e Fotos. A categoria mais popular em ambas as redes sociais foi o Perfil e Amigos.

## 2.2. Modelos Computacionais de Atenção Visual

Existem na literatura vários modelos computacionais que simulam o mecanismo de atenção visual do sistema visual humano [8, 3, 9]. Entre os mais populares, podemos citar os modelos *bottom-up* de Itti *et al.* [8] e o GAFFE [9]. Para uma dada imagem, os modelos computacionais geram um mapa de saliência em escala de cinza, indicando quais as regiões mais atrativas nesta imagem. Nos mapas de saliência, os valores mais altos (mais claros) correspondem a pixels com maior saliência, enquanto que os valores mais baixos (mais escuros) correspondem a pixels com menor saliência. As Figuras 1.(a) e 1.(b) mostram, respectivamente, as imagens ‘Rapids’ e ‘Caps’, enquanto que nas Figuras 1.(c)-1.(h) são apresentados os mapas de saliência gerados usando os modelos de Itti e GAFFE. Note que os mapas de saliência gerados com os modelos de atenção são capazes de capturar as áreas mais salientes das imagens: os chapéus coloridos e o bote.

Na Figuras 1(i)-1(j) são apresentados os mapas de saliência *subjetivos*, ou seja, os mapas de saliência obtidos através de experimentos utilizando observadores humanos. Nestes experimentos, os observadores assistem a várias imagens e um equipamento rastreador ocular (*eye tracking*) grava as posições na imagem onde ocorrem fixações do olhar [10]. Na Figura 2.(a) é apresentado um exemplo de um equipamento rastreador ocular, enquanto que na Figura 2.(b) é apresentado um exemplo de uma imagem gerada por este tipo de equipamento onde se pode ver as fixações do observador. Esta imagem é posteriormente processada para gerar o mapa de saliência. Embora os mapas subjetivos sejam considerados como referência, é importante lembrar que rastreadores oculares são caros e difíceis de incorporar em aplicações reais. Além disso, a realização de experimentos psico-físicos é um processo lento que requer recursos humanos e físicos. Dessa forma, a utilização de modelos computacionais é imprescindível para aplicações em tempo real.

Neste trabalho, utilizamos o algoritmo GAFFE (*Gaze-Attentive Fixation Finding Engine*) proposto por Rajashekar *et al.* [9]. O modelo do algoritmo GAFFE é baseado na seleção de parâmetros de acordo com dados *subjetivos* de fixações do olhar humano. O algoritmo encontra fixações utilizando uma abordagem *bottom-up* que considera ape-



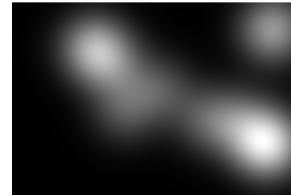
(a) Imagem Original 'Rapids'



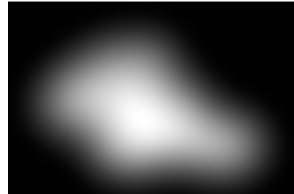
(b) Imagem Original 'Caps'



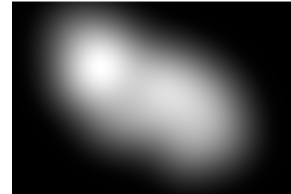
(c) Mapa de Itti para 'Rapids'



(d) Mapa de Itti para 'Caps'



(g) Mapa de GAFFE para 'Rapids'



(h) Mapa de GAFFE para 'Caps'



(i) Mapa subjetivo para 'Rapids'

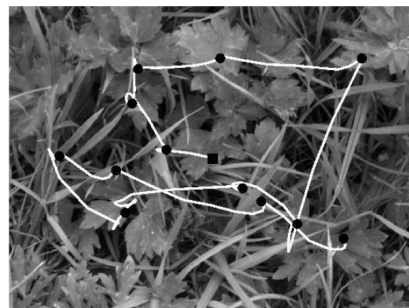


(j) Mapa subjetivo para 'Caps'

**Figura 1. Mapas de saliência para as imagens 'Rapids' and 'Caps', calculados utilizando os modelos de atenção visual de Itti, GAFFE, e *et al.* [8][9].**



(a)



(b)

**Figura 2. (a) Equipamento rastreador ocular e (b) sua saída que gera o mapa de saliência. (Fonte: The Delft Image Quality Lab, Technical University of Delft – <http://ii.tudelft.nl/iqlab>)**

nas características primitivas de cenas naturais. Para desenvolver o algoritmo, foi realizado um experimento onde foram registrados os movimentos oculares de 29 observadores enquanto eles(as) assistiam a 101 imagens naturais do banco de imagens DOVES. Foi, então, estudada a estatística de quatro características locais de baixo nível deste conjunto de imagens: luminância, contraste e resposta passa-faixa da luminância e contraste. A partir deste estudo, descobriu-se que retalhos de imagens em torno das fixações oculares tinham, em média, valores maiores para cada uma destas características do que os valores correspondentes a retalhos da imagem em regiões aleatórias das imagens. Usando estas medidas, o algoritmo GAFFE foi desenvolvido.

### 3. Trabalhos Relacionados

Sítios de redes sociais têm sido fonte de estudos sobre interações sociais e têm desempenhado um importante papel na criação de sistemas de conteúdo distribuído. Sobremaneira, essas redes sociais provêem ambientes ricos quanto a informações visuais, i.e., fotos, vídeos, gráficos, etc. Counts e Fisher [7] utilizaram técnicas de atenção visual para explorar o quanto uma interface provida por microblogs (como o Twitter) auxiliam os usuários a priorizar as informações que de fato têm relevância e impacto no contexto da rede social.

Vários trabalhos endereçam o problema de encontrar o foco de atenção visual em um contexto de interação social [4, 11, 12]. Vinciarelli *et al.* [12] realizaram um levantamento sobre os trabalhos que reconhecem sinais sociais de pessoas e seus comportamentos por meio de uma análise automatizada da atenção visual. Bazzani *et al.* [4] propuseram um algoritmo que detecta o foco de atenção visual fazendo uma aproximação do modelo do campo visual de uma pessoa em uma representação tridimensional de cenas do ambiente real. A partir da construção desse ambiente, são derivadas possíveis interações sociais entre as pessoas na cena por meio de algoritmos que conseguem inferir o foco da atenção visual. Smith *et al.* [11] propuseram uma solução para identificar o foco de atenção de uma determinada propaganda impressa em um contexto onde pessoas estão em movimento.

Em nosso estudo, o foco não são as interações sociais, mas como as características intrínsecas dos objetos na cena (e.g. cor, posição, formato, contraste, etc.) podem motivar essas interações em uma determinada rede social. Até o nosso conhecimento, não existem trabalhos com a proposta que conduzimos nesse trabalho. E, portanto, existe uma lacuna de trabalhos que explorem o comportamento de usuários em redes sociais *online* com base em atenção visual.

### 4. Atenção Visual Nas Redes Sociais

Neste trabalho, foram utilizadas informações sobre o comportamento dos usuários de redes sociais para verificar se existe uma relação entre a saliência visual de uma área associada a uma categoria e o seu grau de atividade. As categorias das atividades na redes sociais desses usuários foram definidas com base no trabalho de Benevenuto *et al.* [5] e ilustradas na Tabela 1. Dessa forma, foram utilizadas as seguintes categorias de atividades: ‘Busca’, ‘Scrapbook’, ‘Mensagens’, ‘Testemunhos’, ‘Vídeos’, ‘Fotos’, ‘Perfil e Amigos’, ‘Comunidades e Outros’. No entanto, vale ressaltar que nem todas as redes sociais possuem todas essas categorias.

Para escolher quais redes sociais deveriam ser analisadas neste trabalho, levamos em consideração o estudo da Comscore de março de 2012 [6] que mostrou um crescimento no número de usuários das principais redes sociais do Brasil, entre os anos de 2010 e 2011. Também consideramos uma análise feita pelo Google Trends e publicado pelo Vincos, onde foram classificadas as três redes sociais mais utilizadas em diversos países. No Brasil, o *Facebook*, o *Orkut* e o *LinkedIn* foram as redes classificadas como mais populares. Logo, escolhemos estas três redes para o nosso estudo. Também escolhemos o *Twitter* por ter características diferentes das outras três redes. Vale observar também que a rede social Facebook não foi incluída na análise de Benevenuto *et al.*. Mas, em virtude da popularidade atual dessa rede social, resolvemos incluí-la em nossa análise na mesma classe da rede social Orkut, que reúne categorias semelhantes às do Facebook, excetuando-se a presença da categoria ‘Comunidades’.

Para que possamos simular quais as regiões da tela do usuário são mais salientes, é necessário gerar imagens com as informações de tela do usuário. Estas imagens são usadas pelo algoritmo de atenção visual GAFFE para gerar os mapas de saliência. Com este objetivo, foram coletados *screenshots* de todas as redes sociais consideradas neste trabalho. Ao todo, foram coletadas 80 imagens da rede social Orkut, 80 imagens da rede social Facebook, 40 imagens da rede social Twitter e 40 imagens da rede social LinkedIn. Idealmente, seria interessante ter realizado os testes com um número maior de imagens de forma a permitir uma melhor análise estatística dos dados. Entretanto, o número de imagens coletadas para esse trabalho foi limitada uma vez que a coleta dos *screenshots* dos perfis exigiu uma autorização prévia do uso da imagem das pessoas envolvidas.

Após a geração dos mapas de saliência, estes mapas são sobrepostos com as imagens originais (os *screenshots* dos perfis da rede social), conforme pode ser visto na Figura 3. O algoritmo também permite adicionar números no mapa de saliência que correspondem à ordem das áreas identificadas, ou seja, a área identificada como ‘1’ é mais saliente do que a área ‘2’, que é mais saliente que a área ‘3’, etc. Um exemplo para o Orkut pode ser visto na Figura 4. Desta forma, é possível identificar no *screenshot* da rede social as áreas consideradas pelo algoritmos como mais salientes e classificar quais as categorias de cada rede social foram consideradas como sendo mais salientes. Em seguida, analisamos quais as categorias mais populares das redes sociais segundo Benevenuto *et al.* e comparamos as categorias mais populares com as categorias mais salientes (menor numeração), conforme segue a próxima seção.

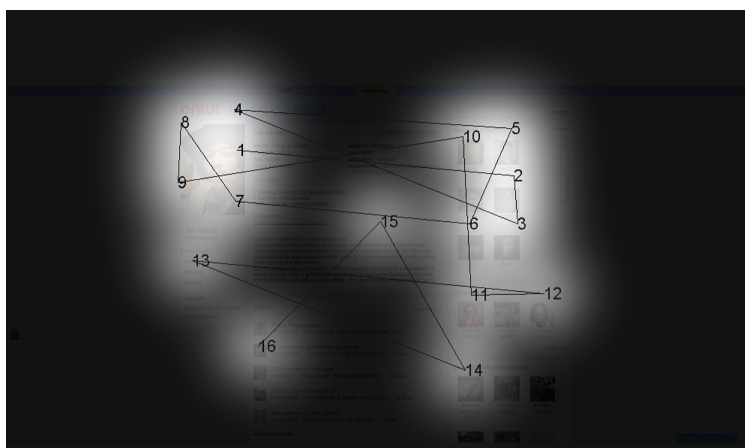
## 5. Análise dos Resultados

Depois de gerar todos os mapas de saliências para cada rede social, calculamos a posição média de *atividade* ou saliência que cada categoria da rede social teve, seu desvio padrão e sua respectiva curva normal. Na Figura 5 ilustramos as curvas normais obtidas para as categorias ‘Fotos’ no Facebook e ‘Perfis e Amigos’ no Orkut. Observamos nessa figura que a categoria ‘Fotos’ no Facebook tem a posição média mais próxima a dois, enquanto que a categoria ‘Perfis e Amigos’ no Orkut tem a posição média mais próxima a 1.

Nas Tabelas 2-5 são apresentados os dados para as redes sociais Orkut, Facebook, LinkedIn e Twitter. Além dos dados das posições médias de *atividade* para cada rede social, cada tabela compara esses resultados com as posições obtidas no trabalho de Be-



**Figura 3. Mapas de saliência sobrepostos com as imagens originais dos *screenshots* das redes sociais (a) Facebook, (b) LinkedIn, (c) Orkut e (d) Twitter, calculados utilizando o modelo GAFFE [9].**



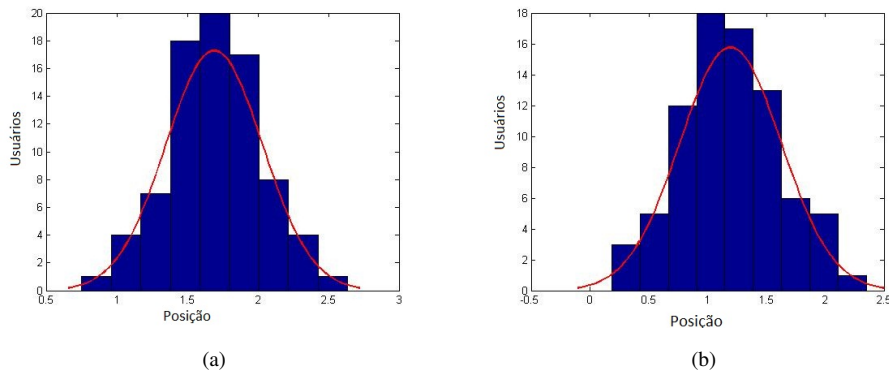
**Figura 4. Página do Orkut com seu respectivo mapa de saliência obtido com o algoritmo GAFFE.**

nevenuto *et al.* (ver Tabela 1).

Para a rede social Orkut (Tabela 2), notamos que houve consistência entre as posições 1, 2 e 5 e o trabalho de Benevenuto *et al.* A categoria ‘Perfil e Amigos’ teve uma posição média de *atividade* igual a 1,21 e foi classificada na posição 1 por Benevenuto *et al.* (ver Tabela 1). Já a categoria ‘Fotos’ teve posição média igual a 2,13 e foi classificada na posição 2 por Benevenuto *et al.*. No entanto, os mapas de atenção obtidos mostram que a categoria ‘Comunidade’ teve uma relevância maior do que a categoria ‘Scrapbook’, ficando em terceiro lugar ao invés do quarto lugar reportado na classificação de Benevenuto *et al.*

Para analisarmos os dados da rede social Facebook (Tabela 3), utilizamos os dados





**Figura 5. Curvas normais dos dados obtidas para as categorias (a) ‘Fotos’ no Facebook, (b) ‘Perfil e Amigos’ no Orkut.**

obtidos por Benevenuto *et al.* para a rede Orkut. Observamos novamente consistência na classificação de Benevenuto *et al.*, principalmente nas posições de 1 a 3. Como o Facebook não apresenta a categoria ‘Comunidade’, esta categoria não está presente na Tabela 3. Podemos observar na tabela que a categoria ‘Scrapbook’ teve uma posição média de *atividade* igual a 2,83 e foi classificada na posição 3 por Benevenuto *et al.*. Já a categoria ‘Fotos’ teve sua posição média igual a 1,71 e foi classificada na posição 2 por Benevenuto *et al.* Por fim, a categoria ‘Perfil e Amigos’ teve uma posição média de *atividade* igual a 1,4 e foi classificada na posição 1 por Benevenuto *et al.*

Para a rede social LinkedIn (Tabela 4), percebemos que o valor da posição média da categoria ‘Outros’ é igual a 1,737 e que esta categoria foi classificada na posição 2. A categoria ‘Perfil e Amigos’ também obteve uma razoável aproximação, tendo obtido uma posição média de 1,325 e uma ordem de atividade da categoria igual a 1.

No trabalho de Benevenuto *et al.* não havia sido analisada a rede social Twitter. Por este motivo, não foi possível fazer uma comparação desses dados com os nossos dados. No entanto, conforme apresentado na Tabela 5, o valor da posição média da categoria ‘Mensagens’ foi igual a 1,63, enquanto que a posição média da categoria ‘Perfil e Amigos’ foi 1,85. Logo, a categoria ‘Perfil e Amigos’ teve valores próximos à primeira posição, que é ocupada pela categoria ‘Mensagem’. No caso do Twitter, acreditamos que a categoria ‘Perfil e Amigos’ ficou em segundo lugar porque essa rede social tem como principal característica a troca rápida de mensagens. Outras atividades, ‘Fotos’ e ‘Busca’ obtiveram valores de posições médias iguais a 2,54 e 3,72, respectivamente.

**Tabela 2. Tabela comparativa da rede social Orkut**

Categoria	Clickstream		Saliência	
	Popularidade	ordem	Posição Média	Desvio Médio
Perfil e Amigos	41%	1	1,21	0,75
Fotos	31%	2	2,13	0,75
Scrapbook	20%	3	3,47	0,91
Comunidade	4%	4	2,50	0,61
Busca	2%	5	3,86	0,66

É possível observar que, em algumas medidas, os valores obtidos para o desvio padrão foram altos. Isto deve a diversos fatores, como por exemplo um número insufi-

**Tabela 3. Tabela comparativa da rede social Facebook.**

Categoria	Clickstream		Saliência	
	Popularidade	ordem	Posição Média	Desvio Médio
Perfil e Amigos	41%	1	1,45	0,59
Fotos	31%	2	1,71	0,58
Scrapbook	20%	3	2,83	0,81
Busca	2%	5	3,48	0,26

**Tabela 4. Tabela comparativa da rede social LinkedIn**

Categoria	Clickstream		Saliência	
	Popularidade	ordem	Posição Média	Desvio Médio
Perfil e Amigos	51%	1	1,33	0,62
Outros	42%	2	1,74	0,44
Busca	2%	4	2,95	0,44

**Tabela 5. Tabela comparativa da rede social Twitter**

Categoria	Saliência	
	Posição Média	Desvio Médio
Mensagem	1,63	0,74
Perfil e Amigos	1,85	0,74
Fotos	2,54	0,81
Busca	3,72	0,46

ciente de amostras. Um segundo possível fator é a personalização dos perfis por parte dos usuários que gerou uma grande variação entre os mapas de saliência e, conseqüentemente, uma grande variação entre as posições médias de atratividade.

## 6. Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho destinou-se a analisar o comportamento dos usuários de redes sociais com a utilização de mapas de saliências das páginas de redes sociais, objetivando encontrar uma relação entre o comportamento dos usuários de redes sociais e a atenção visual. Foram construídos mapas de saliências de 240 páginas de usuários de redes sociais. Com base nesses mapas, foram analisadas as prioridades do foco da atenção visual de cada uma das redes sociais.

Com essa análise, foi possível observar a proximidade dos dados coletados nesse trabalho com os obtidos na pesquisa sobre o comportamento dos usuários realizada por Benevenuto *et al*, utilizando o modelo de *clickstream*. A partir dos dados obtidos, há fortes indícios de que é possível utilizar dados de algoritmos de atenção visual para analisar o comportamento dos usuários em redes sociais.

Como trabalho futuro, propõe-se coletar dados em um experimento subjetivo utilizando um *eye-tracker*. Desta forma, seria possível coletar um volume de dados bem superior e analisar o comportamento do usuário em um intervalo de tempo contínuo, analisando uma maior diversidade de conteúdo.

## Referências

- [1] Nielsen Online Report. Social networks & blogs now 4th most popular online activity, 2009.

- [2] Nielsen Online Report. *State of the Media: The Social Media Report, 2012*.
- [3] Radhakrishna Achanta, Francisco Estrada, Patricia Wils, and Sabine Susstrunk. Salient region detection and segmentation. In Antonios Gasteratos, Markus Vincze, and John Tsotsos, editors, *Computer Vision Systems*, volume 5008 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 66–75. Springer Berlin / Heidelberg, 2008.
- [4] L. Bazzani, M. Cristani, D. Tosato, M. Farenzena, G. Paggetti, G. Menegaz, and V. Murino. Social interactions by visual focus of attention in a three-dimensional environment. *Expert Systems*, 30(2):115–127, 2013.
- [5] Fabrício Benevenuto, Tiago Rodrigues, Meeyoung Cha, and Virgílio Almeida. Characterizing user behavior in online social networks. In *Proceedings of the 9th ACM SIGCOMM conference on Internet Measurement Csonference*, pages 49–62. ACM, 2009.
- [6] Comscore. As redes sociais mais acessadas no brasil, maio 2011.
- [7] Scott Counts and Kristie Fisher. Taking it all in? visual attention in microblog consumption. In Lada A. Adamic, Ricardo A. Baeza-Yates, and Scott Counts, editors, *In Proceedings of ICWSM' 2011*. The AAAI Press, 2011.
- [8] Laurent Itti and Christof Koch. Computational modelling of visual attention. *Nature Reviews Neuroscience*, 2(3):194–203, 2001.
- [9] U. Rajashekar, I. Van der Linde, A.C. Bovik, and L.K. Cormack. Gaffe: A gaze-attentive fixation finding engine. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(4):564–573, april 2008.
- [10] H.R. Sheikh, Z.Wang, L. Cormack, and A.C. Bovik. Live image quality assessment database release 2. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.
- [11] K. Smith, S.O. Ba, J. Odobez, and D. Gatica-Perez. Tracking the visual focus of attention for a varying number of wandering people. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 30(7):1212–1229, 2008.
- [12] Alessandro Vinciarelli, Maja Pantic, and Herve Bourlard. Social signal processing: Survey of an emerging domain. *Image and Vision Computing*, 27(12):1743 – 1759, 2009. Visual and multimodal analysis of human spontaneous behaviour.
- [13] A. Yarbus. *Eye movements and vision*. New York: Plenum Press, 1967.