

Revista Eletrônica de Sistemas de Informação

ISSN 1677-3071

V. 14, n. 2

mai-ago 2015 - Edição Temática sobre Análise de Redes Sociais e Mineração

doi:10.21529/RESI.2015.1402

Sumário

Editorial

EDITORIAL

Jonice Oliveira

BrASNAM

EXTRAÇÃO, CARACTERIZAÇÃO E ANÁLISES DE DADOS DE CURRÍCULOS LATTES

Luciano Antonio Digiampietri, Jesús Pascual Mena-Chalco, José Jesús Pérez-Alcázar, Esteban Fernandez Tuesta, Karina Valdivia Delgado, Rogério Mugnaini, Gabriela Scardine Silva, Jamison José da Silva Lima

ANÁLISE DE SENTIMENTO DE TWEETS COM FOCO EM NOTÍCIAS

Paula Nascimento, Bruno Osiek, Geraldo Xexéo

MEDINDO SENTIMENTOS NO TWITTER POR MEIO DE UMA ESCALA PSICOMÉTRICA

Pollyanna Gonçalves, Wellington José das Dores, Fabricio Benevenuto

BOTS SOCIAIS: COMO ROBÔS PODEM SE TORNAR INFLUENTES NO TWITTER

Johnnatan Messias, Lucas Schmidt, Ricardo Oliveira, Fabricio Benevenuto



Este trabalho está licenciado sob uma [Licença Creative Commons Attribution 3.0](http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/).

ISSN: 1677-3071

Esta revista é (e sempre foi) eletrônica para ajudar a proteger o meio ambiente, mas, caso deseje imprimir esse artigo, saiba que ele foi editorado com uma fonte mais ecológica, a *Eco Sans*, que gasta menos tinta.

This journal is (and has always been) electronic in order to be more environmentally friendly. Now, it is desktop edited in a single column to be easier to read on the screen. However, if you wish to print this paper, be aware that it uses Eco Sans, a printing font that reduces the amount of required ink.

BOTS SOCIAIS: COMO ROBÔS PODEM SE TORNAR INFLUENTES NO TWITTER

SOCIAL BOTS: HOW ROBOTS CAN BECOME INFLUENTIAL ON TWITTER

(artigo submetido em abril de 2013)

Johnnatan Messias

Departamento de Ciência da Computação -
Universidade Federal de Minas Gerais
(UFMG)

johnnatan@dcc.ufmg.br

Lucas Schmidt

Departamento de Computação --
Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)
lucasscf@gmail.com

Ricardo Oliveira

Departamento de Computação --
Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)
rrabelo@gmail.com

Fabrcício Benevenuto

Departamento de Ciência da Computação -
Universidade Federal de Minas Gerais
(UFMG)

fabricio@dcc.ufmg.br

ABSTRACT

Systems like Klout and Twitalyzer were developed as an attempt to measure the influence of users within social networks. Although the algorithms used by these systems are not publicly known, they have been widely used to rank users according to their influence in the Twitter social network. As media companies might base their viral marketing campaigns on influence scores, in this paper, we investigate if these systems are vulnerable and easy to manipulate. Our approach consists of developing Twitter robot accounts able to interact with real users in order to verify strategies that can increase their influence scores according to different systems. Our results show that it is possible to become influential using very simple strategies, suggesting that these systems should review their influence score algorithms to avoid being tricked by automatic activity.

Key-words: spam; bots; influence; social network; Twitter; Klout; Twitalyzer

RESUMO

Sistemas como Klout e Twitalyzer foram desenvolvidos em uma tentativa de medir a influência de usuários nas redes sociais. Embora os algoritmos utilizados por esses sistemas não sejam de conhecimento público, eles têm sido amplamente utilizados para ranquear usuários, de acordo com sua influência no Twitter. Como as empresas de mídia baseiam suas campanhas de marketing viral na pontuação de influência, neste trabalho, investigamos se esses sistemas são vulneráveis e fáceis de manipular. Nossa abordagem consiste no desenvolvimento de contas robôs no Twitter, capazes de interagir com usuários reais, a fim de verificar estratégias que podem aumentar sua pontuação de influência, nos diferentes sistemas. Nossos resultados mostram que é possível se tornar influente por meio de estratégias muito simples, o que sugere que esses sistemas devem rever os seus algoritmos de pontuação de influência para evitar atribuir alto grau de influência a contas que possuem atividade automática.

Palavras-chave: spam; bots; influência; rede social; Twitter; Klout; Twitalyzer

1 INTRODUÇÃO

As redes sociais têm adquirido bastante destaque e crescente importância na sociedade moderna. Dentre elas, o *Twitter* tem conquistado grande quantidade de adeptos. Estimativas mostram que há 200 milhões de usuários ativos do *Twitter*, os quais postam 150 milhões de *tweets* (mensagens) diárias (KIRKPATRICK, 2011). Como exemplo, se o *Twitter* fosse um país, só com os seus usuários ativos, seria classificado como o quinto maior país do mundo.

Em sistemas como o *Twitter*, usuários podem influenciar e serem influenciados por outros, o que tem atraído grande interesse político e de empresas relacionadas ao *marketing*. Neste contexto, várias empresas têm se especializado em medir influência no *Twitter* e em outras redes sociais. Dentre os sistemas mais populares estão o *Klout* (s.d.) e o *Twitalyzer* (TWITALYZER, 2012). Ambos utilizam abordagens de medições de influência simples e cujos detalhes não são revelados ao público.

Vários jornais, revistas e até mesmo artigos científicos (PUROHIT *et al.*, 2011; ANGER e KITTL, 2011; BROWN e FENG, 2011; YAN e JAZIUNAS, 2012) têm utilizado essas ferramentas e divulgado *rankings* de usuários influentes. Como exemplo, uma matéria do jornal *The New York Times* apresentou um estudo das pessoas mais influentes do mundo, baseado no *Twitalyzer* (LEONHARDT, 2011). Entre os mais influentes, o estudo indicou o humorista brasileiro Rafinha Bastos, o *rapper* americano Snoop Dogg, o presidente dos Estados Unidos Barack Obama e o apresentador brasileiro Luciano Huck.

A popularidade e o descuido na utilização dessas métricas de influência social levantaram algumas preocupações sobre como essas abordagens funcionam e se são vulneráveis. Como mostram Ghosh *et al.* (2012b), vários usuários no *Twitter* buscam acumular capital social e influência na rede para promover seus *tweets*. Por isso, é natural que eles se interliguem entre si com o objetivo de acumular capital social, inclusive com *spammers* que os seguem e são seguidos, "*retweetam*" e são "*retweetados*", a fim de conseguir altas pontuações de influência com base nas métricas usualmente adotadas.

Baseados nisso, queremos investigar que estratégias podem aumentar artificialmente a influência de determinados usuários, segundo *rankings* do *Klout* e *Twitalyzer*. Para isso, criamos algoritmos robôs simples capazes de interagir, por meio de contas no *Twitter*, como se fossem usuários da rede, trocando informações, seguindo e conquistando novos seguidores, durante um período de 90 dias. Os resultados das análises nos mostraram que as ferramentas *Klout* e *Twitalyzer* não apresentam métricas ideais para classificar a influência de um indivíduo na rede. Constatamos que *spammers* espalhados na rede podem facilmente se passar por celebridades e pessoas populares, com um alto nível de influência baseado no *Klout Score* e *Twitalyzer Impact*.

Este artigo encontra-se organizado da seguinte forma: na seção 2 apresentamos os trabalhos relacionados com o tema. Na seção 3 apresentamos os algoritmos dos robôs utilizados para interagir na rede social e na seção 4 mostramos os cenários de experimentos. Já na seção 5 apresentamos a forma de coleta de dados e *log* da execução do *bot*. Na seção 6 apresentamos os resultados obtidos. Por fim, apresentamos os trabalhos futuros na seção 7 e as conclusões do artigo na seção 8.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

A teoria da influência assume que uma minoria de membros de uma sociedade possui qualidades que os tornam extremamente persuasivos na disseminação de ideias para outros membros. Assim, por meio da identificação de um pequeno grupo de indivíduos influentes, uma campanha viral pode alcançar um grande público com pequeno custo. Esta teoria acabou se espalhando além da academia e foi adotada por muitas empresas de *marketing* (GLADWELL, 2000; KELLER e BERRY, 2003; KATZ e LAZARFELD, 2006; ROGERS, 2003). Argumentamos que muitos usuários do *Twitter* podem fazer uso dessa estratégia artificial para aumentar sua pontuação de influência e espalhar a sua própria informação ou até mesmo para se tornar o alvo da indústria do *marketing*.

No contexto do *Twitter*, a classificação da influência se torna uma tarefa longa e complexa. Longa porque é uma análise que deve ser considerada desde a criação do *Twitter*. E complexa porque não há um consenso exato do que é influência e de como mensurá-la. Alguns estudos apontam que um número enorme de seguidores de um usuário no *Twitter* é suficiente para determinar o seu grau de relevância. Outros estudos indicam que a influência de uma pessoa no *Twitter* está muito mais ligada ao conteúdo que ela compartilha do que com o número de pessoas que a seguem (CHA *et al.*, 2010). Com isso, houve várias tentativas e métodos para medir, de forma adequada, a influência dos usuários no *Twitter* (LEE *et al.*, 2010; BAKSHY *et al.*, 2011; ROMERO *et al.*, 2011).

No trabalho de Weng *et al.* (2010) é proposto o *TwitterRank*, um algoritmo baseado no *PageRank*, que usa tanto o grafo de conexões do *Twitter* quanto informações de *tweets* publicados para identificar usuários influentes. Por outro lado, Pal e Counts (2011) usaram agrupamento e classificação de mais de 15 características extraídas do grafo do *Twitter* e dos *tweets* postados por usuários para identificar os mais influentes. Um pouco depois, Ghosh *et al.* (2012a) propuseram um sistema chamado *Cognos* que permite procurar por tópicos especialistas no *Twitter*. A ideia por trás da ferramenta é baseada em informações de *crowdsourcing* extraídas de listas no *Twitter*, em que usuários podem agrupar *tweets* de um tema interessante para que outros usuários sigam seus *tweets*, ao procurarem por tópicos populares.

Embora esses métodos sejam considerados mais elaborados, não está claro se eles são implantados em sistemas atuais como Klout e Twitalyzer. O Klout consiste de uma pontuação baseada em 25 medidas, divididas em

três grupos, a fim de chegar à pontuação Klout: impacto da rede, probabilidade de amplificação e alcance verdadeiro. No caso de Twitalyzer, é calculada uma pontuação chamada de *Twitalyzer Impact* com base em 15 medidas similares às usadas pelo Klout. Detalhes de como esses índices são calculados não são revelados pelas empresas.

Messias *et al.* (2012) e Messias *et al.* (2013) apresentam experimentos com *bots* no *Twitter* que comprovam a vulnerabilidade desses sistemas, onde foi possível aumentar a influência de usuários comuns por meio de estratégias muito simples. Neste trabalho, além da descrição do funcionamento desses *bots*, são descritas também as interações com os usuários de famosos. Freitas *et al.* (2015) investigam estratégias de infiltração de *social bots* no *Twitter*.

No artigo de Ghosh *et al.* (2012b) foi investigada pela primeira vez a atividade de *link farms* no *Twitter* e propostas formas para dissuadir tal prática. Os autores constataram que um pequeno grupo de usuários legítimos, populares e ativos no *Twitter* são responsáveis pela maioria dos *link farms*. Eles buscam acumular capital social seguindo diversos usuários e conquistando novos seguidores. Com isso, *spammers* exploram este tipo de comportamento para conquistar seguidores e reputação no *Twitter*. Como forma de minimizar a influência deste tipo de comportamento, os autores propuseram um esquema de classificação, conhecido como *Collusionrank*, em que os usuários são penalizados por seguir *spammers*, reduzindo a influência de *spammers* e seus seguidores.

Zhang *et al.* (2011) propuseram uma abordagem para identificar atividades automáticas no *Twitter* e mostraram que 16% das contas ativas no *Twitter* exibem um alto grau de automação. Finalmente, Castillo *et al.* (2011) abordaram o problema de fornecimento de métodos automáticos para avaliar a credibilidade de um determinado conjunto de *tweets*, classificando os *tweets* como “com credibilidade” e “sem credibilidade”.

No trabalho de Boshmaf *et al.* (2011) foi verificado como as redes sociais *online* (OSN) são vulneráveis devido à infiltração, em larga escala, dos *socialbots*: programas de computador capazes de controlar contas nas redes sociais e imitar usuários reais. Para isso, eles adotaram uma tradicional *botnet* baseada na *web* e construíram uma *socialbot network*, ou seja, um grupo de *socialbots* adaptativos. Foram coletados dados dos comportamentos dos usuários do *Facebook*, utilizando os *socialbots*. Os autores argumentam que a infiltração em larga escala nas OSNs é somente uma das muitas ameaças na rede, sendo, portanto, necessária a manutenção e melhoria na segurança das redes sociais para que os usuários fiquem mais seguros.

3 CONSTRUÇÃO DOS BOTS

Antes de explicar o funcionamento dos *bots*, vamos apresentá-los. Foram criados dois algoritmos robôs, usando a *API Python* do *Twitter*. O primeiro *bot*, denominado *fepessoainha* (<https://twitter.com/fepessoainhas2>)

apenas segue automaticamente outros usuários e conquista novos seguidores. Para seguir os usuários, utilizamos o método de busca em largura, ou seja, a partir de um usuário inicial aleatório o algoritmo o inclui em uma lista, seguindo-o e selecionando aleatoriamente trinta usuários de sua lista de seguidos, que também são incluídos na lista. Feito isso, o processo é repetido de modo a seguir o próximo usuário, até o *bot* alcançar o limite de dois mil usuários seguidos, imposto pelo *Twitter*. A Figura 1 mostra uma foto do perfil do *bot* *fepessoa*.



Figura 1. Perfil *bot* *fepessoa* – Twitter

Fonte: elaborada pelos autores

O segundo, denominado *scarina* (<https://twitter.com/scarina91>), é capaz de interagir, como se fosse um usuário na rede, trocando informações, seguindo e conquistando novos seguidores. Para seguir os usuários, este *bot* utiliza do mesmo princípio utilizado pelo *bot* *fepessoa*, também conquistando consequentemente novos seguidores. Porém, este possui duas diferenças: (1) após seguir os dois mil usuários o algoritmo exclui os usuários que não seguem o *bot* e (2) é capaz de postar *tweets*. Para isso, uma sequência do algoritmo lê um dicionário de palavras relacionadas ao tema "Rede Globo". Colocamos no dicionário os termos e palavras pesquisadas que foram mais acessadas no site da TV. Esses termos consistem em nomes de celebridades brasileiras, novelas, ou simples palavras-chave como "notícias" e "destaques". No total foram utilizados trinta termos.

Assim, o algoritmo prossegue solicitando uma busca no *Twitter* pelo trecho "Globo + palavra", sendo a palavra uma das selecionadas aleatoriamente no dicionário. Em seguida, capta quatro dos *tweets* retornados na pesquisa e os posta em um intervalo de tempo aleatório. Conforme as postagens aumentam, as atividades e interações entre os usuários com o *bot* *scarina* também aumentam. A Figura 2 mostra uma foto do perfil do *bot* *scarina*.

As fotos no perfil de ambos os *bots* são fotos de conhecidas dos autores e que autorizaram o seu uso nos *bots*.



Figura 2. Perfil bot *scarina* - Twitter

Fonte: elaborada pelos autores

Para conseguir automatizar os *bots*, de forma a respeitar as regras impostas pela API do *Twitter*. Os *bots* atendem às seguintes restrições:

- número máximo de requisições por hora = 350;
- cada usuário pode seguir no máximo dois mil usuários, via API;
- um usuário não pode seguir mais de mil usuários por dia.

4 EXPERIMENTOS COM OS BOTS

Para analisar como os *bots* criados adquirem influência segundo o *Klout* e *Twitalyzer*, foram criados quatro cenários experimentais de forma a testar a vulnerabilidade e facilidade de manipulação dos classificadores de influência.

4.1 CENÁRIO 1: SEGUINDO USUÁRIOS (*BOTFEPESSOINHA*)

O *bot fepessoa* seguiu o limite máximo de usuários permitido pelo *Twitter* (dois mil), via API, na tentativa de obter seguidores.

4.2 CENÁRIO 2: SEGUINDO E EXCLUINDO USUÁRIOS (*BOTSCARINA*)

O *bot scarina* também seguiu o limite máximo de usuários permitido pelo *Twitter* (dois mil), via API. Posteriormente, o algoritmo do *bot* excluiu alguns usuários, mantendo apenas os que também o seguiram. Neste cenário, o método utilizado para seguir usuários foi o mesmo apresentado no cenário 1, porém com a posterior exclusão dos usuários seguidos que não seguiam o *bot*.

4.3 CENÁRIO 3: SEGUINDO, EXCLUINDO USUÁRIOS E POSTANDO *TWEETS* (*BOTSCARINA*)

O *bot scarina* posta *tweets* de forma automática, após realizar a estratégia do **Cenário 2**. Tal cenário permite verificar o impacto nos *rankings* de influência devido à postagem de conteúdo. Para isso utilizou um dicionário de dados para postagens de temas relevantes. Conforme as postagens aumentam, as atividades e interações dos usuários com o *bot scarina* também aumentam.

4.4 CENÁRIO 4: SEGUINDO, EXCLUINDO USUÁRIOS, POSTANDO *TWEETS* E COM INTERRUPÇÕES NA EXECUÇÃO (*BOTSCARINA*)

O *bot scarina* segue e ganha novos seguidores além de postar *tweets* utilizando também o dicionário de dados. Neste cenário também verificamos e analisamos algumas interrupções e reinícios na execução do algoritmo do *bot*, com o intuito de analisar o que acontece com a influência do *bot* quando este fica períodos de tempo inativo.

5 COLETA DE DADOS

A fim de avaliar os experimentos descritos nas seções anteriores, foram criados os *bots scarina* e *fepessoa*. Os *bots* foram executados a

partir do dia 02/09/2011 a 02/12/2011, resultando em 90 dias de experimento por meio de uma máquina localizada na Universidade Federal de Ouro Preto, Minas Gerais, Brasil.

Para coletar os dados resultantes da execução, como novos *followers*, menções e *retweets*, as contas dos *bots* foram configuradas de modo que cada ação (por exemplo, um *retweet*) pudesse ser registrada por e-mail. Com essa estratégia, foi possível registrar (utilizando um *log*) todas as ações, informações e atividades realizadas durante os noventa dias de experimento. Posteriormente, coletamos os *e-mails*, em arquivos ".eml", do servidor do *Yahoo* (serviço de *e-mail* das contas) e fizemos um algoritmo *parser* para filtrar as informações desejadas. Com isso, durante os noventa dias, conseguimos obter as seguintes informações do *Twitter*: *tweets* favoritos, *tweets* mencionados, mensagens, *tweets* respondidos, *retweets* e usuários seguidores.

Após o processo de execução, acessamos os *sites* do *Klout* e *Twitalyzer* para coletar os resultados de todas as interações. No site da *Klout* foi possível coletar os resultados dos noventa dias de experimento, apresentados em gráficos. Já no site da *Twitalyzer*, apenas conseguimos um resultado da influência final para cada usuário, desde o dia de sua criação. Não conseguimos dados dos dias anteriores ao de consulta.

Os dados coletados nos *e-mails* serviram para complementar os resultados obtidos pelos sistemas *Klout* e *Twitalyzer*, que nos permitiram chegar aos resultados finais, para comprovar a vulnerabilidade e fácil manipulação dos sistemas *Klout* e *Twitalyzer*.

6 RESULTADOS

Para se chegar ao *Klout Score*, o *Klout* trabalha, como já foi dito, com mais de 25 variáveis divididas em três grupos: *network impact* (influência na rede), *amplification probability* (probabilidade de amplificação) e *true reach* (alcance verdadeiro). O *Klout Score* vai de 0 a 100, e, teoricamente, é o resultado final do grau de influência de um usuário. No caso do *Twitalyzer*, é gerado um número conhecido como *Twitalyzer Impact*. Este número também vai de 0 a 100 e se baseia em quinze variáveis para se chegar ao valor final.

6.1 CENÁRIO 1

O gráfico correspondente à Figura 3 mostra detalhadamente a quantidade de seguidores que o *bot fepessoinha* conquistou, resultando ao final do experimento em 417 seguidores. A quantidade de seguidores foi mais alta no momento em que o *bot fepessoinha* executou o processo de seguir os dois mil usuários (durante os primeiros nove dias).

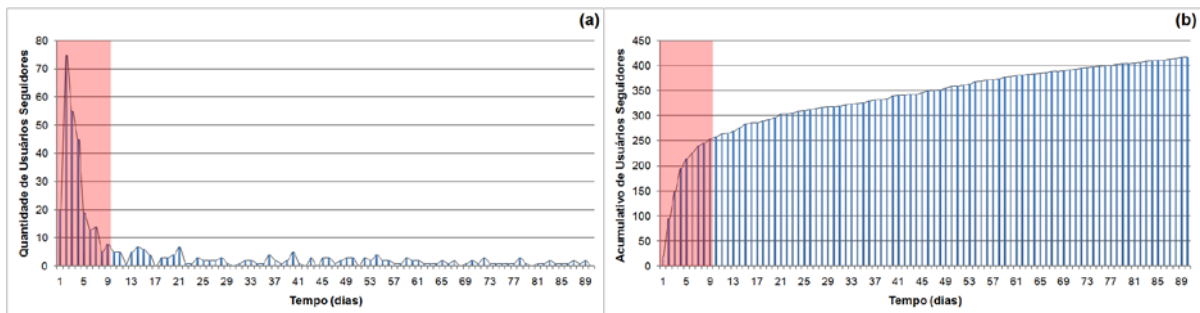


Figura 3. (a) Gráfico de novos seguidores do *bot fepessoa*
 (b) Gráfico acumulativo de seguidores do *bot fepessoa*

Fonte: elaborada pelos autores

Podemos ver no gráfico correspondente à Figura 4, o resultado do *Klout Score* do *bot fepessoa*, que mostra o resultado final da influência de um usuário. É possível ver que nos dois primeiros dias há uma grande crescente, devido aos novos usuários que passaram a seguir o *bot*, alcançando o valor 18 de *Klout Score*. Ao fim da execução do algoritmo do *bot* (após nove dias) é possível ver uma queda constante do *Klout Score* até alcançar o valor 12,3, ao fim dos noventa dias de experimento.

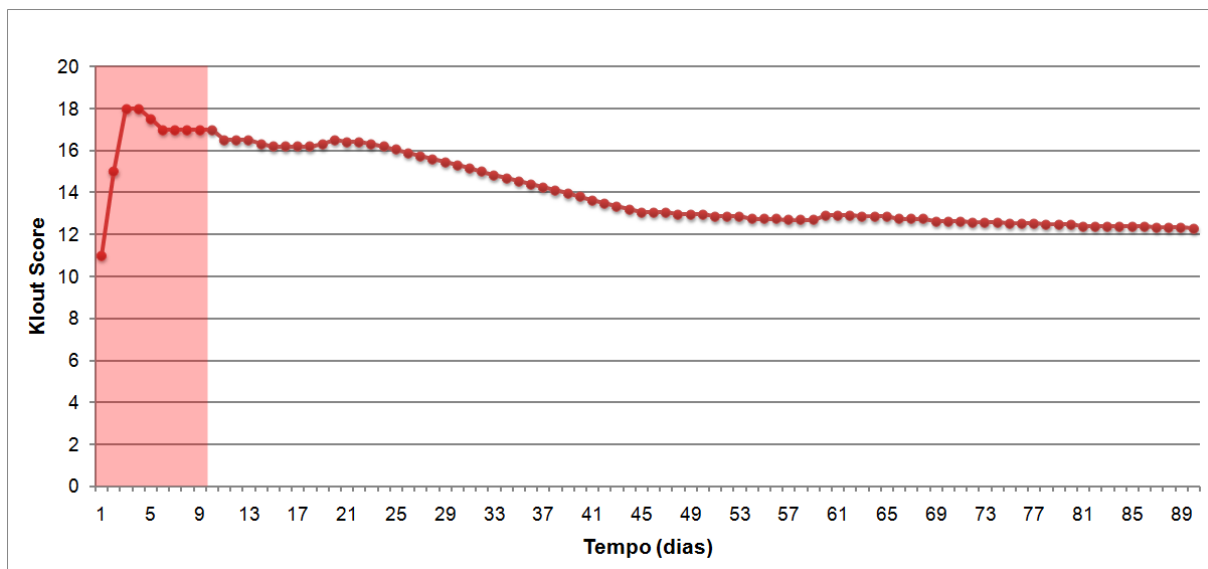


Figura 4. Resultados *Klout Score* do *bot fepessoa*

Fonte: elaborada pelos autores

Já no *Twitalyzer*, o *bot* conseguiu o valor 9, durante os noventa dias de experimento.

Além desses resultados, o *bot fepessoa* obteve durante os 90 dias de experimento: 0 *tweets* favoritos e 0 *retweets*, devido ao fato de ter publicado apenas sete *tweets*. Desses sete, apenas quatro *tweets* foram respondidos. Conforme é mostrado na Figura 5 o *bot* obteve um valor considerável de *tweets* mencionados e mensagens recebidas resultando ao fim do experimento o total de 24 e 21, respectivamente. Observamos que grande parte das menções e mensagens foram feitas nos nove primeiros dias, nos dias em que o algoritmo de coleta de usuários do *bot* estava em

execução. A maioria das menções e mensagens foram de questionamentos sobre quem era o *bot fepessoinha* e de onde os usuários se conheciam. Um questionamento comum entre usuários que iniciam um relacionamento em uma rede social.

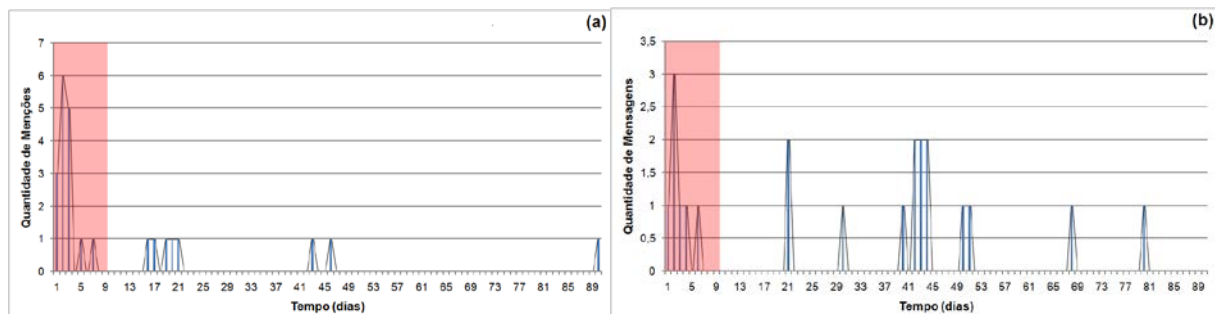


Figura 5. (a) Gráfico de Tweets mencionados do bot fepessoinha
(b) Gráfico de mensagens do bot fepessoinha

Fonte: elaborada pelos autores

6.2 CENÁRIO 2

O gráfico correspondente à Figura 6 é o que expressa melhor o resultado deste experimento. A primeira parte da Figura 6 (a parte colorida de vermelho antes de nove dias) compara as estratégias para a aquisição de seguidores utilizadas pelos bots *fepessoinha* e *scarina*. Podemos ver que, apesar de *scarina* ganhar influência de forma mais lenta do que *fepessoinha*, os bots chegam a valores muito próximos da pontuação *Klout*, após nove dias. Isto sugere que a ação de manter apenas usuários interligados, não resulta em penalidade pelo *Klout*. Assim, os usuários podem livremente combinar com os outros, a fim de ganhar influência na rede social *Twitter*. De fato, como observado em Ghosh *et al.* (2012b), até celebridades como Lady Gaga e Barack Obama retribuem seus seguidores, seguindo-os, como uma forma de ser “educado” ou mesmo para manter essas conexões.

Após os nove dias, ao fim do primeiro processo de coleta e exclusão de usuários, é iniciado o processo de postagem de *tweets*, iniciando o processo do **Cenário 3**.

6.3 CENÁRIO 3

A partir do 10º dia, conforme pode ser visto na Figura 6, podemos ver o início de uma discrepância brusca entre os bots *scarina* e *fepessoinha*. O bot *scarina*, inicia a publicação de *tweets* e, no 17º dia, já atinge o valor 41,8 de *Klout Score*. Observamos, através do **Cenário 3**, que o bot passa a conquistar novos seguidores mesmo sem seguir outros usuários, apenas pela relevância do conteúdo que posta. O conteúdo que o bot posta acaba sendo de interesse de outros usuários que, conseqüentemente, passam a seguir o bot. Com isso, é possível ver que apenas seguir usuários, como realizado no **Cenário 1**, não é suficiente para atingir um alto grau de influência. Logo, o sistema *Klout*, considera também as publicações de um usuário, para elevar o nível de influência. Enfim, o bot *scarina* chegou ao

valor máximo de 41,8 no *Klout*, enquanto o *bot fepessoinha* alcançou o valor máximo de 18 no *Klout*.

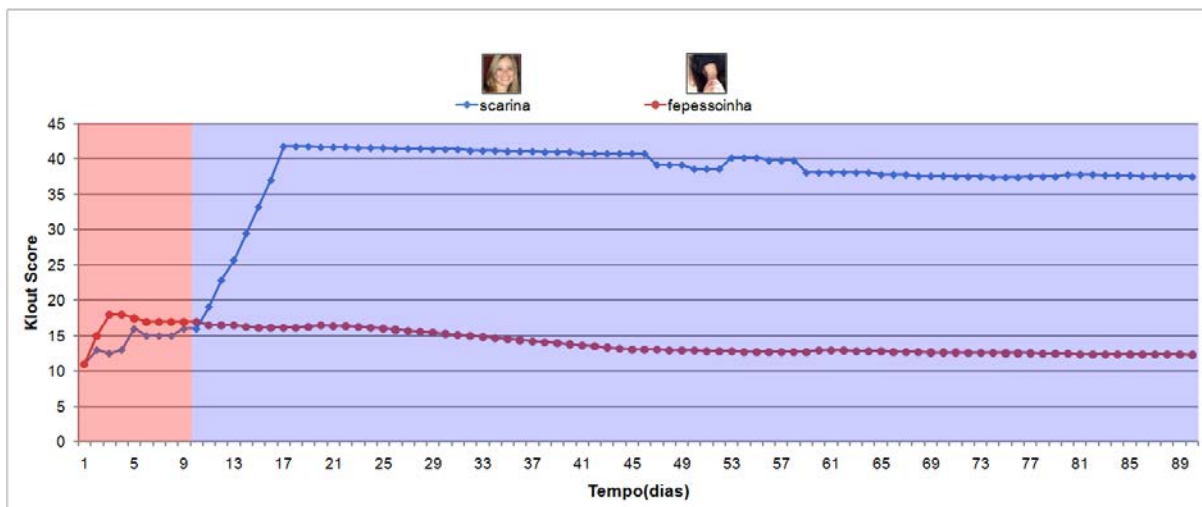


Figura 6. Comparativo do *Klout Score* entre os *bots scarina* e *fepessoinha*

Fonte: elaborada pelos autores

Além do valor do *Klout*, o *bot scarina* conseguiu o valor 86 no *Twitalyzer*. Uma comparação precisa dos níveis de influência mais altos pode ser feita a partir da análise do gráfico correspondente à Figura 7.

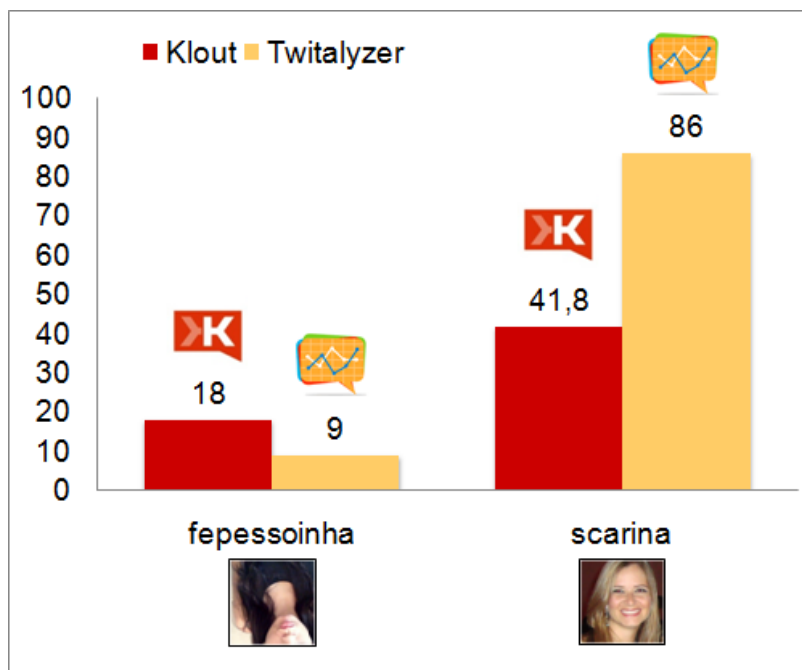


Figura 7. Comparativo Klout e Twitalyzer - *fepessoinha* x *scarina*

Fonte: elaborada pelos autores

Já na Figura 8 é possível ver que o *bot scarina* recebeu um total de 112 respostas de *tweets*. Essas respostas foram durante todo o processo de postagem do *bot*, que se deu ao longo de todo o experimento e caracterizou ao longo dos noventa dias uma crescente regular de *tweets* respondidos. Este resultado pode ser visualizado no gráfico da Figura 8(b).

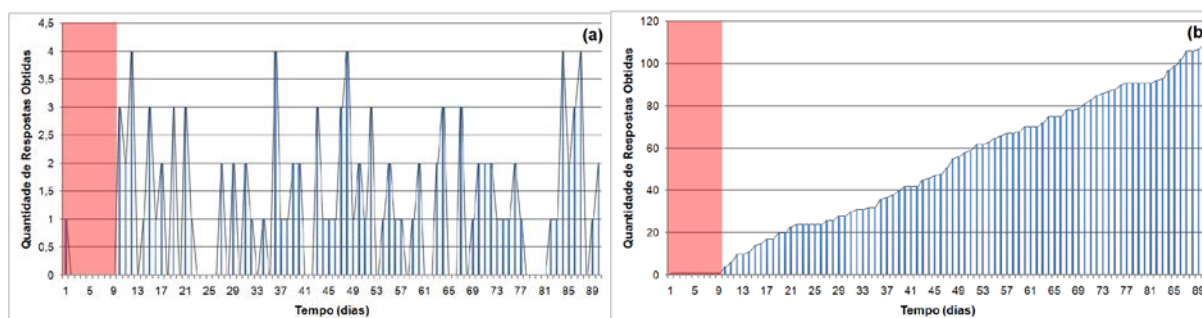


Figura 8. Tweets respondidos (a) Gráfico de tweets respondidos
(b) Gráfico acumulativo de tweets respondidos

Fonte: elaborada pelos autores

O mesmo comportamento pode ser visto com os *retweets* para o *bot scarina*, conforme é mostrado pela Figura 9. No total foram 97 *retweets* durante os noventa dias de experimento.

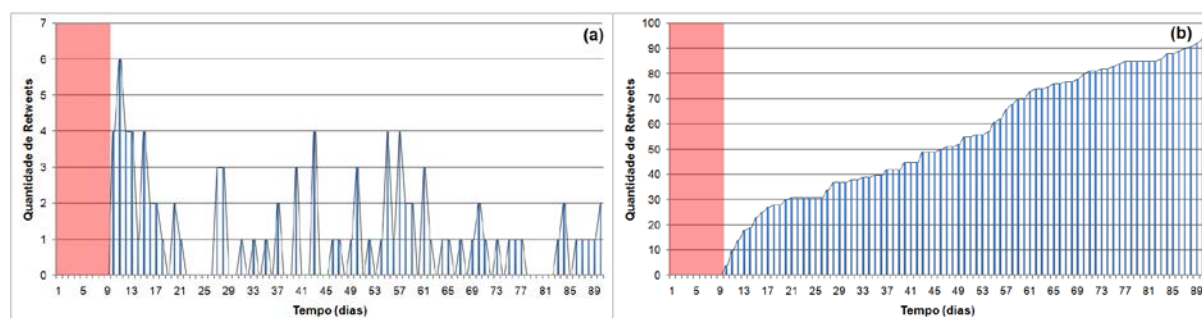


Figura 9. Retweets (a) Gráfico de retweets
(b) Gráfico acumulativo de retweets

Fonte: elaborada pelos autores

6.4 CENÁRIO 4

Os resultados para o **Cenário 4** podem ser vistos claramente no gráfico da Figura 10. É possível ver grandes vales e picos que correspondem a interrupções na execução do algoritmo de postagem de *tweets*. Foram duas interrupções. A primeira interrupção se deu no 46º dia. Mantivemos o algoritmo de postagem de *tweets* desativado por seis dias. Reiniciamos o processo completo do *bot* (coleta/exclusão de usuários e postagem) e mantivemos por mais seis dias a execução, até realizarmos uma nova interrupção. Reiniciamos então apenas o processo de postagem de *tweets*. A análise do gráfico evidencia que a não publicação de *tweets* (com a interrupção do processo) diminuiu bruscamente o grau de influência do *bot*, baseado no *Klout Score*.

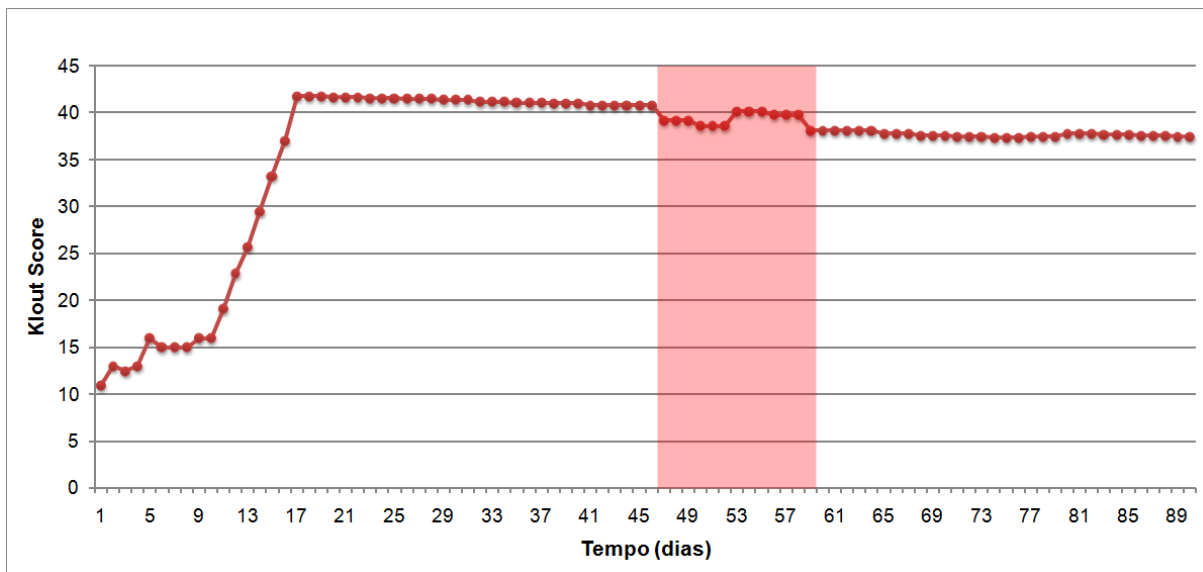


Figura 10. Resultados *Klout Score* do *bot scarina*

Fonte: elaborada pelos autores

Consequimos ver o mesmo comportamento nos gráficos que correspondem aos seguidores, menções e mensagens, principalmente após a primeira interrupção. No gráfico da Figura 11 podemos ver, a partir do dia 46 que o *bot* conquista diversos novos seguidores por executar todo o processo inicial, após a primeira interrupção. Ao final de noventa dias de experimento o *bot* conquistou 691 seguidores.

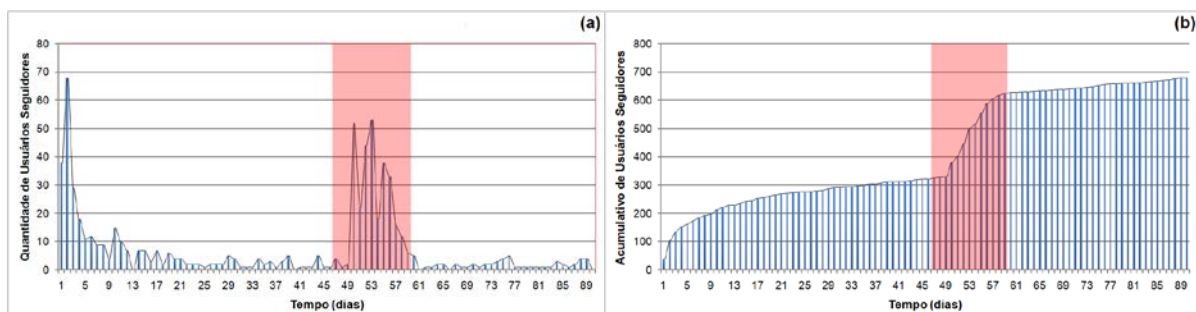


Figura 11. (a) Gráfico de novos seguidores do *bot scarina*
(b) Gráfico acumulativo de seguidores do *bot scarina*

Fonte: elaborada pelos autores

No gráfico da Figura 12 também podemos ver, a partir do dia 46, que o *bot* recebe novas menções e mensagens. Como o processo inicial foi executado novamente, conquistando novos seguidores, a maioria das menções e mensagens foi de questionamentos sobre quem era o *bot scarina* e de onde os usuários se conheciam. Ao final de noventa dias de experimento o *bot scarina* obteve 52 menções e 45 mensagens.

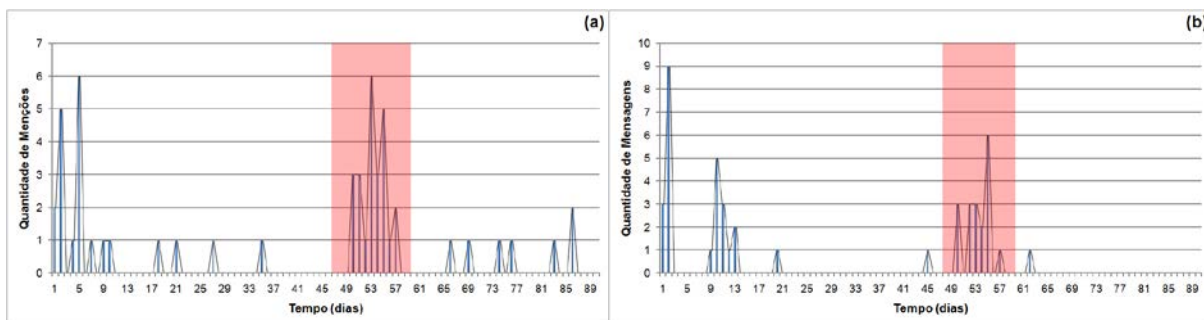


Figura 12. (a) Gráfico de *tweets* mencionados do *bot scarina*
(b) Gráfico de mensagens do *bot scarina*

Fonte: elaborada pelos autores

Além dos resultados já apresentados, o *bot scarina* postou 4997 *tweets*, durante os noventa dias de experimento. Deste total, tivemos apenas seis *tweets* entre os favoritos pelos usuários seguidores. Além disso, obteve ao fim dos noventa dias de experimento o total de 94 *retweets* e 109 *tweets* respondidos.

6.5 INTERAÇÃO COM FAMOSOS

O *bot scarina* conquistou muitos seguidores devido ao seu grau de interação com os *usuários*. Ao realizar postagem de *tweets* coletados do próprio *Twitter* como observamos na seção 3 o *bot* obteve resposta de algumas celebridades brasileiras. Dentre as celebridades podemos citar o Arnaldo Cezar Coelho, famoso comentarista de arbitragem da Rede Globo, Tiago Leifert, apresentador do *Globo Esporte* e do *The Voice Brasil*, e o Rodrigo Nogueira, lutador brasileiro de *Mixed Martial Arts* (MMA), conhecido popularmente como Minotauro. Podemos verificar as interações entre as celebridades com o *bot scarina* na Figura 13.

6.6 RESULTADOS FINAIS

No final dos noventa dias de experimento, coletamos os valores de *Klout* e *Twitalyzer* das contas mais influentes do *Twitter* e fizemos uma comparação final com os *bots fepessoinha* e *scarina*, conforme é mostrado no gráfico da Figura 14. Entre os mais influentes, estão o humorista brasileiro Rafinha Bastos, o *rapper* americano Snoop Dogg, o presidente dos Estados Unidos Barack Obama e o apresentador brasileiro Luciano Huck. Além disso, incluímos nesta comparação os *twitters* dos professores e pesquisadores Lada Adamic (*keynote speaker* do ICWSM e do *Web Science*) e Virgílio Almeida (Pesquisador A1 do CNPq, atualmente secretário do ministro de ciência e tecnologia), influentes na área de análise de redes sociais. Podemos ver que mesmo de forma automatizada, os *bots* alcançaram níveis iguais ou acima, de outras pessoas com alta reputação, nos classificadores de influência *Klout* e *Twitalyzer*.



Figura 13. Interação das celebridades com o *bot* scarina

Fonte: elaborada pelos autores

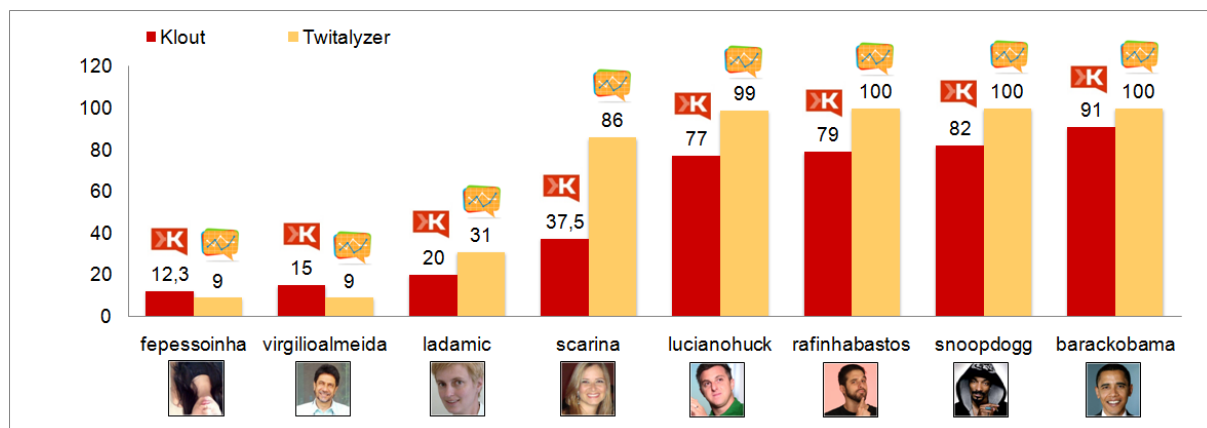


Figura 14. Comparação Klout e Twitalyzer - os mais influentes

Fonte: elaborada pelos autores

7 TRABALHOS FUTUROS

Há uma série de direções futuras que gostaríamos de desenvolver com base neste trabalho. Em primeiro lugar, gostaríamos de explorar um grande número de cenários e comportamentos de *bots* nas redes sociais, assim como tentar quantificar quais estratégias funcionam melhor para atrair novos seguidores e *retweets*. Em segundo lugar, gostaríamos de propor e avaliar os mecanismos de classificação de influência que estão menos suscetíveis a *bots* ou atividades automáticas no *Twitter*.

Além disso, com a apresentação e comparação de algumas estratégias utilizadas por *bots* na rede social *Twitter*, este trabalho servirá como base para o estudo e comparação de outras estratégias de influências nas redes sociais. Um incremento interessante seria utilizar o *bot scarina* com o dicionário de dados baseado nos *trend topics* do próprio *Twitter*, de forma dinâmica. Outra alternativa, seria utilizar estratégias de PLN (Processamento de Linguagem Natural) visando à geração e compreensão automática de línguas humanas naturais, no tratamento dos *tweets* postados pelos usuários. Com isso, o *bot* seria capaz de interagir, de forma automática postando conteúdos relacionados ao contexto em que for inserido. Enfim, avaliar mais detalhadamente as melhores estratégias que os *bots* podem usar para manipular *rankings* de influências em redes sociais.

8 CONCLUSÃO

Neste artigo mostramos como criamos robôs simples capazes de interagir, por meio de contas no *Twitter*, como se fossem usuários na rede, trocando informações, seguindo e conquistando novos seguidores. As estratégias utilizadas nos *bots* são muito simples, consistindo em seguir apenas os usuários que seguem de volta os *bots* e *tweets* postados sobre tópicos populares e de grande foco. Mesmo com este comportamento automático e preditivo, constatamos que durante o período analisado, os *bots* conseguiram resultados significativos em sistemas de classificadores de influência como *Klout* e *Twitalyzer*. Um dos *bots* atingiu uma pontuação de influência próxima à de algumas celebridades, pessoas com grande reputação no *Twitter*.

Acreditamos que esses resultados têm a ver com a necessidade dos usuários do *Twitter* acumular capital social. Os usuários que seguiam nossos *bots* não estavam interessados no conteúdo postado, mas sim no interesse em retribuir a relação (*follow*) entre os dois usuários, na tentativa de manter o *bot* como parte da sua rede de amigos, aumentando a sua própria influência. Assim, nossos resultados não apenas destacam uma vulnerabilidade dos sistemas populares de pontuação de influência, mas também revelam aspectos da dinâmica do comportamento de um usuário seguidor (*follower*) no *Twitter*.

Além disso, baseados nos resultados que obtivemos, podemos dizer que *spammers* espalhados na rede podem facilmente se passar por celebridades e pessoas populares apenas utilizando contas automatizadas.

9 AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi parcialmente financiado pelo projeto FAPEMIG-PRONEX-MASWeb, Modelos, Algoritmos e Sistemas para Web, processo número APQ-01400-14.

REFERÊNCIAS

- ANGER, Isabel; KITTL, Christian. Measuring influence on Twitter. In: I-KNOW, p. 31, 2011.
- BAKSHY, Eytan; HOFMAN, Jake; MASON, Winter; WATTS, Duncan. Everyone's an influencer: quantifying influence on Twitter. In: ACM WSDM, p. 65–74, 2011.
- BOSHMAF, Yazan; MUSLUKHOV, Ildar; BEZNOSOV, Konstantin; RIPEANU, Matei; The socialbot network: when bots socialize for fame and money. In: ACSAC'11 Proceedings, 2011.
- BROWN, Phil; FENG, Junlan. Measuring user influence on Twitter using modified k-shell decomposition. In: The Social Mobile Web, 2011.
- CASTILLO, Carlos; MENDOZA, Marcelo; POBLETE, Barbara. Information credibility on Twitter. In: ACM Int'l conference on World Wide Web (WWW), p. 675–684, 2011.
- CHA, Meeyoung; HADDADI, Hamed; BENEVENUTO, Fabrício; GUMMADI, Krishna. Measuring user influence in Twitter: the million follower fallacy. In: AAAI ICWSM, May 2010.
- FREITAS, Carlos; GHOSH, Saptarshi; VELOSO, Adriano; BENEVENUTO, Fabrício. Reverse engineering socialbot infiltration strategies in Twitter. In: Proceedings of the 2015 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, 2015.
- GHOSH, Saptarshi; SHARMAM, Naveen; BENEVENUTO, Fabrício; GANGULY, Niloy; GUMMADI, Krishna. Cognos: crowdsourcing search for topic experts in microblog. In: Proceedings of the Annual Int'l SIGIR Conference (SIGIR'12), Portland, USA, August, 2012a.
- GHOSH, Saptarshi; VISWANATH, Bimal; KOOTI, Farshad; SHARMA, Naveen; GAUTAM, Korlam; BENEVENUTO, Fabrício; GANGULY, Niloy; GUMMADI, Krishna. Understanding and combating link farming in the Twitter social network. In: Proceedings of the 21st International World Wide Web Conference (WWW'12), Lyon, France, April 2012b.
- GLADWELL, M. The tipping point: how little things can make a big difference. Boston: Little, Brown, 2000.
- KATZ, E.; LAZARFELD, P. F. Personal influence: the part played by people in the flow of mass communications. 2. edition. New Brunswick, N.J.: Transaction Publishers, 2006.
- KELLER, E.; BERRY, J. The influentials. New York: Free Press, 2003.
- TWITALYZER. s.d. KIRKPATRICK, Marshall. There are now 155m tweets posted per day, triple the number a year ago. Disponível em: http://readwrite.com/2011/04/06/there_are_now_155m_tweets_posted_per_day_triple_th. Acesso: abr 2013.
- KLOUT. s.d. Disponível em: <http://www.klout.com>. Acesso: mar 2012.
- LEE, Changhyun; KWAK, Haewoon; PARK, Hosung; MOON, Sue. Finding influentials based on the temporal order of information adoption in Twitter. In: ACM WWW, 2010.

LEONHARDT, David. A better way to measure Twitter influence. The New York Times, 2011.

MESSIAS, Johnnatan; SCHMIDT, Lucas; OLIVEIRA, Rabelo; BENEVENUTO, Fabrício. Sigam-me os bons! Transformando robôs em pessoas influentes no Twitter. In: BraSNAM, Curitiba, PR, Brazil, 2012.

MESSIAS, Johnnatan; SCHMIDT, Lucas; OLIVEIRA, Rabelo; BENEVENUTO, Fabrício. You followed my bot! Transforming robots into influential users in Twitter. First Monday, v. 18, n. 7, 2013.

PAL, Aditya; COUNTS, Scott. Identifying topical authorities in microblogs. In: ACM WSDM, p. 45–54, 2011.

PUROHIT, Hemant; RUAN, Yiye; JOSHI, Amruta; PARTHASARATHY, Srinivasan; SHETH, Amit. Understanding user-community engagement by multi-faceted features: a case study on Twitter. In: Conference of Social Media Analytics Workshop at World Wide Web (WWW), 2011.

ROGERS, E. M. Diffusion of innovations. 5. edition. New York: Free Press, 2003.

ROMERO, Daniel; GALUBA, Wojciech; ASUR, Sitaram; HUBERMAN, Bernardo. Influence and passivity in social media. In: ACM WWW, p. 113–114, 2011. Disponível em: <http://www.twitalyzer.com>. Acesso: mar 2012.

WENG, Jianshu; EE-PENG, Lim; JIANG, Jing; HE, Qi. Twitterrank: finding topic-sensitive influential twitterers. In: ACM WSDM, 2010.

YAN, Jasy; KAZIUNAS, Elizabeth; What is a tweet worth? Measuring the value of social media for an academic institution. In: Proceedings of the 2012 iConference, iConference '12, p. 565–566, New York, NY, USA. ACM, 2012.

ZHANG, Chao; PAXSON, Vern. Detecting and analyzing automated activity on twitter. In: Proceedings of the 12th International Conference on Passive and Active Measurement (PAM), April 2011.