

Predição do Nível de Cooperação em Sistemas Par-a-Par de Vídeo ao Vivo a partir de Métricas de Centralidade*

Glauber D. Gonçalves¹, Anna Guimarães¹, Alex Borges Vieira², Jussara M. Almeida¹

¹Departamento de Ciência da Computação
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), Brasil

{ggoncalves, jussara, anna}@dcc.ufmg.br

²Departamento de Ciência da Computação
Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), Brasil

{alex.borges}@ufjf.edu.br

Abstract. *The lack of cooperation in Peer-to-Peer (P2P) applications poses serious challenges to the quality of service provided to their clients, specifically in P2P live streaming applications given their strict real-time constraints. We here investigate the potential of exploiting topological properties of the P2P overlay network to predict the level of cooperation of a peer, measured by the ratio of the upload to the download traffics of the peer during a pre-defined time window. Using data collected from SopCast, we first show that centrality metrics provide good evidence of a peer's cooperation level. We then develop a regression-based strategy that is able to estimate, with reasonable accuracy, the level of cooperation of a peer in the near future given its centrality measures in the recent past. Our proposed strategy complements existing incentive mechanisms for cooperation in P2P live streaming, and can be applied to detect non cooperative peers.*

Resumo. *A falta de cooperação em sistemas par-a-par (P2P) impõe sérios desafios à qualidade de serviço prestada aos seus clientes, principalmente em sistemas P2P de vídeo ao vivo, dado as suas restrições de tempo real. Neste trabalho, investiga-se o potencial de explorar propriedades topológicas da rede P2P sobreposta para prever o nível de cooperação de um par, medido pela razão da taxa de upload por download, durante uma janela de tempo pre-estabelecida. A partir de dados coletados do SopCast, mostra-se que métricas de centralidade provêm boas evidências sobre esse nível. Foi desenvolvido um modelo de regressão capaz de prever, com exatidão razoável, o nível de cooperação de um par no futuro próximo, dadas as suas medidas de centralidade no passado recente. Esse modelo complementa mecanismos de incentivo existentes e também pode ser aplicado para detectar pares pouco cooperativos.*

1. Introdução

A arquitetura par-a-par (P2P) surgiu como uma plataforma para distribuição de vídeo ao vivo na Internet com baixo custo. Várias aplicações P2P de distribuição de vídeo ao vivo, como SopCast, PPLive e UUSee¹, já contam com milhões de usuários registrados

*Esta pesquisa é parcialmente financiada pelo Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia para a Web - INCTWeb (MCT/CNPq 573871/2008-6), CNPq, CAPES e FAPEMIG.

¹<http://www.sopcast.com>, <http://www.pptv.com>, and <http://www.uusee.com>.

[Hei et al. 2007]. Tais sistemas são compostos de clientes (pares) que colaboram para disseminar o conteúdo ao vivo. Esse pares estabelecem parcerias, organizando-se em uma rede virtual, sobreposta à rede real de computadores. Um par pode solicitar aos seus parceiros fragmentos, ou *chunks*, da mídia, liberando o servidor central da responsabilidade e dos custos associados de atender todos os clientes.

Dada esta arquitetura, o bom funcionamento de sistemas P2P e a qualidade de serviço prestada a seus clientes dependem fortemente da cooperação entre os pares. Estudos prévios, no entanto, detectaram a presença de pares pouco cooperativos, também conhecidos como *free riders*, que recebem conteúdo dos seus parceiros, mas não reenviam este conteúdo para outros pares [Adar and Huberman 2000]. Deve-se observar que esta falta de cooperação pode ser causada tanto por usuários oportunistas, que deliberadamente escolhem não compartilhar o conteúdo para outros pares, quanto por protocolos P2P que induzem uma carga desbalanceada de comunicação entre parceiros.

A presença de pares pouco cooperativos pode ter impactos negativos na performance do sistema [Xia and Muppala 2010], particularmente em aplicações P2P de distribuição de vídeo ao vivo, devido às suas restrições de tempo real [Karakaya et al. 2009]. Os usuários podem se deparar com interrupções no vídeo devido à falta de pares que possam lhe repassar o conteúdo, enquanto pares altruístas, isto é, aqueles dispostos a fazer *upload* em maior quantidade, servindo múltiplos parceiros, podem ficar sobrecarregados com requisições de dados, o que pode torná-los insatisfeitos com o sistema. Assim, manter estimativas atualizadas do nível de cooperação entre pares auxilia os administradores das aplicações P2P a identificar tanto pares potencialmente pouco cooperativos quanto pares altruístas sobrecarregados, guiando-os na tomada de atitudes para garantir a qualidade esperada do serviço.

Neste trabalho, investiga-se a correlação entre as propriedades de um par na rede sobreposta e seu nível de cooperação na aplicação P2P de distribuição de vídeo ao vivo. Em particular, avalia-se o possível benefício de se explorar métricas de centralidade para estimar, dinamicamente, o nível de cooperação de cada par. O nível de cooperação de um par é estimado a partir da razão entre o número total de bytes cedidos (*upload*) pelo número total de bytes recebidos (*download*) na comunicação com seus parceiros. Como o nível de cooperação de um par pode variar ao longo de uma transmissão ao vivo, ele deve ser estimado periodicamente, em janelas de tempo específicas.

Este estudo se baseia em dados que foram coletados de uma das mais populares aplicações P2P de vídeo ao vivo atuais, o SopCast, usando um grande número de máquinas do PlanetLab. A partir desses dados, duas informações importantes foram obtidas. Primeiro, mostra-se que as métricas de centralidade de um par estão fortemente relacionadas ao nível de cooperação do par e, portanto, podem ser utilizadas para distinguir pares pouco cooperativos, isto é, pares que realizam menos *uploads* que *downloads*. A seguir, mostra-se que a centralidade de um par se mantém razoavelmente estável ao longo de janelas de tempo consecutivas. Tendo estas informações como motivação, foi desenvolvido um modelo de regressão para estimar o nível de cooperação de um par, dadas as suas métricas de centralidade. Demonstra-se que, a partir das medidas de centralidade coletadas em uma janela, esta estratégia pode produzir boas estimativas do nível de cooperação esperado de um par durante as janelas de tempo seguintes.

Várias técnicas existentes visam detectar pares pouco cooperativos [Li et al. 2008b, Guerraoui et al. 2010] e incentivar cooperação entre pares [Silverston et al. 2008, Chatzidrossos et al. 2010, Piatek et al. 2010] em sistemas de transmissão de vídeo ao vivo. A motivação para investigar os potenciais benefícios de explorar métricas de centralidade para tal propósito vem do fato que muitas aplicações P2P de vídeo ao vivo mantém um servidor centralizado (*tracker*), que recebe mensagens de controle periodicamente dos pares [Piatek et al. 2010]. Com essa informação, o *tracker* pode reconstruir a topologia da rede P2P sobreposta e computar a centralidade dos pares. Por outro lado, as técnicas existentes coletam periodicamente a razão de *upload* por *download* dos pares e exploram mecanismos de autenticação para se tornarem robustas a pares maliciosos, o que aumenta a sobrecarga de mensagens e processamento no sistema. Acreditamos que a estratégia sendo proposta neste artigo pode ser aplicada em conjunto com algumas técnicas existentes [Piatek et al. 2010, Chatzidrossos et al. 2010] para reduzir essa sobrecarga, conforme será discutido.

O restante do trabalho está organizando como segue: a Seção 2 discute trabalhos relacionados, enquanto a metodologia de coleta de dados no SopCast é descrita na Seção 3. O nível de cooperação entre pares no SopCast é discutido na Seção 4. A Seção 5 apresenta e avalia o modelo de regressão proposto, enquanto considerações práticas são discutidas na Seção 6. Conclusões e trabalhos futuros são apresentados na Seção 7.

2. Trabalhos Relacionados

O problema de baixa cooperação, ou *free riding*, em sistemas P2P foi originalmente analisado no sistema de compartilhamento de arquivos Gnutella [Adar and Huberman 2000]. Desde então, surgiram várias tentativas de mitigar o problema. Mecanismos de incentivo que se apoiam na contribuição bilateral entre pares, como o Tit-for-Tat (TFT) do BitTorrent [Cohen 2003] e melhoramentos do mesmo [Levin et al. 2008, Xia and Muppala 2010] têm sido amplamente aplicados em sistemas de compartilhamento de arquivos. O mecanismo TFT, no entanto, pode não ser eficaz no cenário de distribuição ao vivo. Isto porque segmentos da mídia tornam-se rapidamente obsoletos ao longo da transmissão, o que impede que alguns pares sejam capazes de compartilhar todos os segmentos recebidos, uma vez que os mesmos deixam de ser interessantes rapidamente [Silverston et al. 2008].

Em [Li et al. 2008b] é proposto o sistema FlightPath. Esse sistema utiliza TFT para garantir taxas balanceadas de troca de dados entre pares, introduzindo um parâmetro (*ratio-relaxation*) para beneficiar os pares incapazes de contribuir de forma balanceada. Contudo, essa estratégia também depende da oportunidade de troca de dados de mútuo interesse entre dois pares, como no TFT. Em [Silverston et al. 2008] é proposto um mecanismo de incentivo onde os pares incapazes de distribuir dados deveriam indicar possíveis fontes alternativa de dados. Em [Chatzidrossos et al. 2010] é proposto que uma fração da capacidade do servidor de vídeo seja reservada para manter a qualidade de vídeo para os pares altruístas. O modelo apresentado no presente trabalho pode ser utilizado pelos mecanismos de incentivo discutidos para identificar quais são os pares altruístas e os pouco cooperativos. Além disso, no caso do mecanismo proposto por [Silverston et al. 2008], o modelo pode indicar o volume de dados que um par pode servir no futuro próximo, baseado no nível de cooperação predito.

Em [Guerraoui et al. 2010] é apresentado LiFTinG, um protocolo para rastreamento de *free riders*. No LiFTing, os pares realizam verificações diretas e cruzadas. A primeira confirma se requisições de dados foram atendidas pelos parceiros e a segunda confirma se os parceiros repassaram dados recebidos. Dependendo da pontuação que um par recebe devido a verificações negativas, ele é considerado suspeito e então, banido do sistema. A desvantagem desse mecanismo é elevado número de mensagens por par ($O(V^2)$, onde V é a quantidade de parceiros); e também o rigor ao punir pares incapacitados de compartilhar todos os segmentos da mídia recebidos.

Mais relacionada a este trabalho é a versão centralizada do mecanismo de incentivo Contracts [Piatek et al. 2010]. Esse mecanismo explora estimativas do nível de cooperação de cada par para reestruturar a rede sobreposta. Pares altruístas são trazidos para perto da fonte do vídeo, assim recebendo uma melhor qualidade de serviço, enquanto pares pouco cooperativos ficam mais distantes da fonte. Para cada par da rede, o Contracts coleta o volume de dados que foi contribuído para os parceiros, comprovado por meio de recibos criptografados. Uma entidade centralizadora (*tracker*) precisa decodificar todos os recibos dos pares para verificar as suas cooperações, uma operação que tem um alto custo computacional. O método aqui apresentado pode ajudar a reduzir a sobrecarga de comunicação e processamento no Contracts, como discutido na Seção 6

3. Metodologia de Coleta de Dados no SopCast

Este estudo se baseia em um conjunto de *logs* coletados do SopCast, uma das aplicações P2P de distribuição de vídeo ao vivo mais populares atualmente². O SopCast mantém vários canais e cada um transmite conteúdo ao vivo através de sua própria rede P2P sobreposta, independente de quaisquer outros canais mantidos pela aplicação. A rede P2P sobreposta é baseada numa arquitetura em malha não estruturada orientada a dados [Li et al. 2008a]. Nessa arquitetura, um servidor, que gera o conteúdo ao vivo, particiona a mídia em pedaços, chamados *chunks*, que são distribuídos pela rede P2P para posterior exibição. Para receber o conteúdo ao vivo, um par faz um pedido explícito de todos os *chunks* de mídia necessários aos seus parceiros, isto é, aos seus vizinhos na rede sobreposta. O SopCast mantém uma lista de canais públicos, cujo acesso é irrestrito, mas também permite que se crie um canal ao vivo privado que transmita conteúdo para um conjunto restrito de clientes.

Para coletar dados do SopCast, foram utilizadas máquinas do PlanetLab [Chun et al. 2003] que atuavam como clientes do SopCast, registrando o tráfego de rede. Seguiu-se uma estratégia de coleta de dados semelhante àquela proposta por Tang *et al.* [Tang et al. 2009]. Cada cliente coletou e armazenou todas as informações referentes à comunicação entre ele e seus parceiros durante a transmissão e essas informações foram posteriormente agrupadas para reconstruir a rede sobreposta. Os clientes não tiveram sua capacidade de processamento e banda de rede limitadas.

Dado o foco em investigar o benefício de utilizar métricas de centralidade para estimar cooperação de pares, optou-se por coletar dados de um canal privado próprio, restringido a população aos clientes do PlanetLab. Ao fazer isso, foi possível coletar uma visão completa da rede sobreposta e computar medidas exatas de centralidade e o nível de cooperação de cada par.

²Verificado no Google Trends, comparando a outros sistemas populares como PPLive e UUSee.

Para construir um canal privado do SopCast, foi projetado um servidor para codificar e transmitir um vídeo de 280kbps de 60 minutos de duração. Seis experimentos foram executados em Novembro de 2011. Durante cada experimento, todos os clientes ingressaram no canal do SopCast ao mesmo tempo e permaneceram conectados por um instante inicial de 5 minutos. A partir desse período, foram iniciadas saídas e reingressos de pares no canal (*churn*) conforme as distribuições de tempos *on* e *off* caracterizadas por [Vieira et al. 2009] em clientes reais dos SopCast, buscando simular condições reais em que pares apresentam um comportamento dinâmico na rede. Enquanto estavam conectados ao canal, os clientes do PlanetLab utilizaram o Wireshark³ (*tcpdump*) para coletar todo o tráfego relacionado ao SopCast. Certificou-se que os participantes tinham relógios sincronizados, para garantir que diferenças de horário entre eles pudessem ser negligenciáveis (menos que 1 segundo). Os experimentos contaram com a participação de 350 a 450 clientes estáveis no PlanetLab.

Os dados obtidos por cada cliente consistem do horário (sob a granularidade de 1 segundo) em que cada pacote foi enviado ou recebido para/de outros clientes do SopCast, juntamente com informações sobre o tamanho de cada pacote. Como o foco é nos pacotes de dados trocados entre pares, foram armazenados apenas informações sobre pacotes contendo pelo menos 1300 bytes. Este limite foi escolhido com base em estudos prévios do SopCast e PPLive [Hei et al. 2007], que mostraram que o tamanho do pacote é uma boa medida para determinar se ele corresponde a um pacote de dados ou de controle.

Para cada experimento, ao final do período de monitoramento, todos os arquivos de log criados pelos clientes foram agrupados para reconstruir a rede sobreposta. Foram descartados os primeiros 5 minutos da transmissão, analisando-se apenas os dados coletados após esta marca, com a rede apresentando caráter dinâmico. Foram tiradas fotografias consecutivas da rede, cada uma construída a partir de dados (horário e endereços IP da fonte e destino de cada pacote) coletados durante uma janela de tempo predefinida de duração W . Assim, reconstruiu-se a rede sobreposta dinâmica do SopCast como uma sequência de fotografias, tiradas a cada W segundos, cada uma refletindo o estado da rede nesse intervalo de tempo. A seguir, são analisados os níveis de cooperação dos pares para todas as janelas de tempo nos seis experimentos realizados.

4. Cooperação de Pares no SopCast

Nesta Seção, são analisados os níveis de cooperação de pares no SopCast durante os experimentos. Define-se o nível de cooperação do par i durante a janela de tempo t como $CL(i, t) = \frac{upload(i, t)}{download(i, t)}$, onde $upload(i, t)$ e $download(i, t)$ correspondem respectivamente ao volume total de bytes que i enviou e recebeu durante t .

Uma questão importante é a escolha da duração W da janela de tempo em que os dados são analisados. É desejável um valor que suavize grandes variações observadas em escalas de tempo muito pequenas, e que capture as propriedades da dinâmica entre os pares durante uma transmissão. Experimentou-se W igual a 2, 30, 60 e 90 segundos. A Figura 1(a) mostra o CL de um dado par medido em janelas consecutivas durante o intervalo de 5 minutos de um experimento, para valores de W iguais a 2 e 30 segundos. O CL medido de um par apresenta grande variação para $W=2$, enquanto para $W=30$, a curva apresenta um comportamento mais uniforme. Esta variação pode ser quantificada pelo

³<http://www.wireshark.org>

coeficiente de variação CV (razão do desvio padrão pela média) de todos os valores de CL obtidos. O CV é 1.35 para $W=2$ e apenas 0.46 para $W=30$. Foram computados os CV s de todos os valores de CL de cada par, medidos em todas as janelas dos experimentos, para todos os valores de W . A Figura 1(b) mostra a distribuição de probabilidade acumulada de todos os CV s computados. Claramente, a variação é maior para $W=2$. Para $W \geq 30$, as distribuições não apresentam diferenças consideráveis.

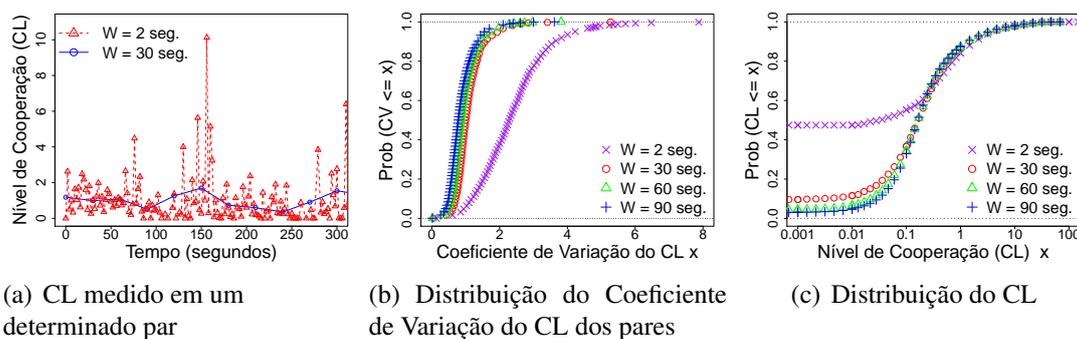


Figura 1. Nível de cooperação dos pares (CL) para janelas de tempo W diferentes

Analisa-se agora a distribuição dos valores de CL de todos os pares durante todas as janelas de tempo dos experimentos. A Figura 1(c) mostra os valores de CL em escala logarítmica no eixo x . Observa-se que as distribuições são muito semelhantes para W igual 30, 60 e 90 segundos enquanto $W=2$ diverge das demais. Visto a grande variação do CL medido nos pares considerando $W=2$, o foco desse trabalho será para valores de W iguais a 30, 60 e 90. De fato, 2% dos CL s medidos são maiores que 10 para esses três valores de W . Em geral, observa-se dois comportamentos extremos nos pares. De um lado, existem pares altruístas que transmitem muito mais dados do que os recebem. De um outro lado, há pares muito pouco cooperativos, que transmitem muito menos do que recebem. Por exemplo, a Figura 1(c) mostra que, considerando janelas de tempo de $W=60$ segundos de duração, cerca de 34% de todos os valores de CL medidos são menores ou iguais a 0.1, valor que corresponde a pares muito pouco cooperativos que, apesar de receberem o conteúdo de vídeo completo, não retransmitiram nem mesmo um décimo dos segmentos recebidos para outros pares. Estes resultados ilustram quão desbalanceada é a distribuição de carga do SopCast.

Caso seja considerado como pouco cooperativo um par que realiza mais downloads do que uploads para seus parceiros (como em [Locher et al. 2006]), isto é pares com $CL < 1$, a Figura 1(c) mostra que a rede P2P contém cerca de 87% de pares pouco cooperativos durante uma janela de tempo. Assumindo uma definição menos rígida e considerando como pouco cooperativo um par com CL menor que 0.5 e 0.2, essa fração cai para 79% e 56% respectivamente. Estas observações indicam que é provável que o SopCast não implemente nenhum mecanismo de balanceamento de carga entre pares, o que também foi observado anteriormente no PPLive [Piatek et al. 2010]. A falta de tais mecanismos é uma preocupação, pois pares cooperativos (particularmente os muito cooperativos) podem se sentir desencorajados a participar da rede devido ao alto consumo de banda. Além disso, a grande presença de pares pouco cooperativos pode causar atrasos e interrupções de transmissão, podendo levar até mesmo ao colapso do sistema devido à redução na contribuição de pares.

5. Prevendo o Nível de Cooperação de um Par

Nesta Seção investiga-se a relação entre a centralidade de um nó e sua importância relativa numa rede complexa. Mais precisamente, é estudado a relação entre a centralidade de um par em uma rede P2P e o nível de cooperação dele. O objetivo é averiguar o benefício de se utilizar métricas de centralidade de um par para prever seu nível de cooperação. Mais especificamente, deseja-se verificar a precisão relacionada à utilização das métricas de centralidade do par i durante a janela de tempo t para prever seu nível de cooperação na janela $t + 1$ (próxima). Há duas hipóteses por trás desta ideia: (1) a centralidade de um par está relacionada ao seu nível de cooperação; e (2) a centralidade de um par permanece suficientemente estável ao longo de janelas consecutivas. Primeiramente, investiga-se se essas hipóteses são verdadeiras no conjunto de dados do estudo.

Considera-se as três métricas de centralidade comumente utilizadas, especificamente, grau de saída, *betweenness* e proximidade. As referidas métricas serão expressas em valores relativos devido aos tamanhos de redes diferentes em cada janela de tempo, ocasionado pelo *churn* dos pares (ver Seção 3). O grau de saída de um par i na janela de tempo t , $d(i, t)$, é o número de pares servidos por i durante t . O seu valor relativo é obtido com $\frac{d(i, t)}{|N^t|-1}$, onde N^t é o conjunto de nós na rede durante t .

A proximidade relativa de um par i na janela de tempo t , $c(i, t)$, é o inverso da média dos caminhos mínimos entre i e qualquer outro nó alcançável na rede a partir de i durante a janela t [Freeman 1979]. Em outras palavras, seja o conjunto de nós na rede N^t e $\delta^t(i, j)$ o comprimento dos menores caminhos entre os nós i e j na rede durante a janela t , a proximidade de i durante t é $c(i, t) = \frac{|N^t|-1}{\sum_{j \in N^t} \delta^t(i, j)}$. Observa-se que $c(i, t)$ representa um valor unitário quando i está a distância mínima possível (1 salto) de todos os nós da rede, independente do tamanho dessa. Por essa razão $c(i, t)$ representa a proximidade relativa de um par.

O *betweenness* de um par i na janela t , $b(i, t)$ é a fração de todos os menores caminhos que conectam pares de nós na rede, passando pelo nó i . Isto é, seja N^t o conjunto de nós e $\sigma_i^t(j, k)$ o número de caminhos mínimos entre os nós j e k que passam por i na rede construída para a janela t , o *betweenness* de i durante t é definido como $b(i, t) = \sum_{i, j, k \in N^t, i \neq j \neq k} \frac{\sigma_i^t(j, k)}{\sigma^t(j, k)}$. Para tornar essa métrica relativa, calcula-se $\frac{b(i, t)}{b(i, t)_{max}}$, onde o denominador representa o *betweenness* máximo de um nó na rede, que é expresso por $b(i, t)_{max} = \frac{(N^t)^2 - 3N^t + 2}{2}$ [Freeman 1979].

Entre as 3 métricas citadas, apenas o grau de saída considera o fluxo de origem e destino dos dados. Para as demais métricas, a direção desse fluxo não foi considerado, visto que ela levaria a inconsistências no que se refere ao nível de cooperação e importância relativa de um par. Em particular, pares que fornecem mais dados do que consomem se tornariam inalcançáveis para a maioria dos pares na rede, tendo poucos caminhos mínimos que os cruzam. Logo, as métricas *betweenness* e proximidade são aplicadas desconsiderando a direção das parcerias, como definido em [Freeman 1979].

A correlação entre cada métrica de centralidade e o nível de cooperação é analisada a partir do coeficiente de correlação de Spearman, que é uma medida não-paramétrica da dependência estatística entre duas variáveis [Kendall and Gibbons 1990]. Para cada janela t analisada, calcula-se a correlação

entre a centralidade do par, de acordo com cada métrica considerada, e seu CL durante t . A Figura 2 mostra, para cada métrica de centralidade e duração W da janela, as distribuições do coeficiente de Spearman considerando todas as janelas nos seis experimentos. Observe que a distribuição para o grau de saída notavelmente tende a valores maiores que as distribuições para *betweenness* e proximidade, independentemente de W . Isso indica que o grau de saída e o nível de cooperação de um par, de fato, são fortemente correlacionados, dado que em cerca de 99% dos dados observados o coeficiente de correlação de spearman é maior que 0,8.

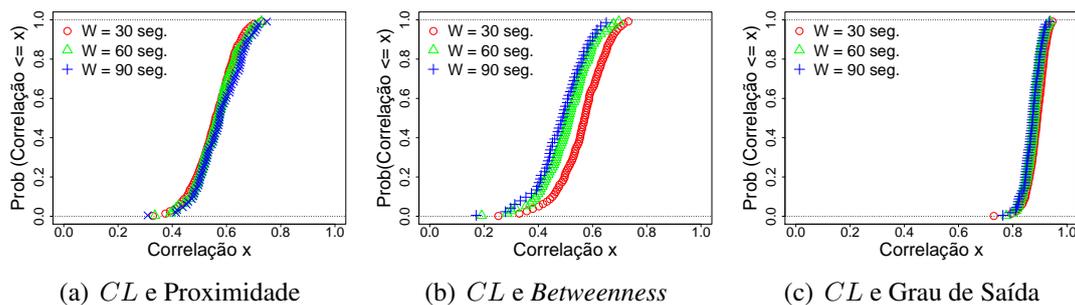


Figura 2. Distribuição dos coeficientes de correlação de Spearman entre Centralidade e CL obtidos em todas as janelas de tempo

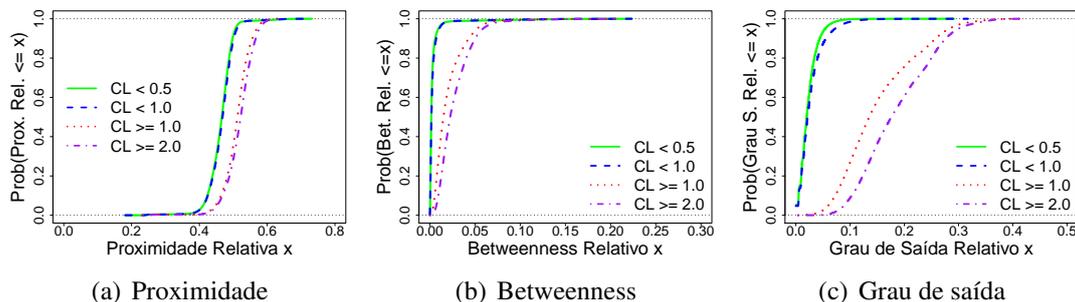


Figura 3. Distribuição das medidas de centralidade por pares agrupados em diferentes níveis de cooperação (CL)

A capacidade de cada métrica de centralidade distinguir pares pouco cooperativos (com $CL < 1$) de pares cooperativos (com $CL \geq 1$) também é analisada. A Figura 3 mostra as distribuições de grau de saída, proximidade e *betweenness* para cada um dos dois conjuntos de pares, considerando todas as janelas de duração $W = 60$. Resultados para outros valores de W omitidos são semelhantes. Todas as três métricas apresentam distribuições distintas: pares pouco cooperativos tendem a ter centralidade reduzidas. Contudo, o grau de saída novamente se destaca como a métrica mais discriminativa para a cooperação dos pares. A Figura 3 também mostra a distribuição para uma definição menos rígida de pares pouco cooperativos (pares com $CL < 0.5$) e para pares altruístas com $CL \geq 2$. A mesma tendência é observada. Estes resultados são evidências de que utilizar métricas de centralidade, em particular grau de saída, pode levar a boas estimativas do nível de cooperação de um par.

O foco agora é voltado para a segunda hipótese. Em particular, analisando a diferença entre a centralidade de cada par em duas janelas t e $t+k$, para um k positivo. Por

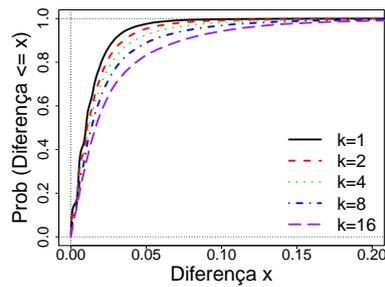


Figura 4. Distribuição da diferença entre o grau de saída dos pares em janelas de tempo t e $t + k$ ($W = 60$ segundos)

exemplo, definir um $k = 1$ implica em analisar a diferença em duas janelas consecutivas. A análise é focada em grau de saída, que dentre as três métricas estudadas apresentou maior correlação e maior poder discriminativo entre os pares de acordo a cooperação. A Figura 4 mostra as distribuições das diferenças do grau de saída relativo para diferentes valores de k , considerando $W=60$. Observa-se que para valores de k pequenos ($k \leq 8$), o grau de saída tende a variações pequenas: 80% das variações tem incrementos ou decrementos no grau de saída relativo menores que 0.04, que significa 4% do total de pares na rede. Logo, assume-se que a centralidade dos pares, em geral, permanece suficientemente estável em pelo menos uma janela consecutiva ($t + 1$).

Visto as observações que suportam as duas hipóteses apresentadas no início dessa Seção, propõe-se uma estratégia de regressão que, dada a respectiva métrica de centralidade para um par i na janela de tempo t , $d(i, t)$, estima o nível de cooperação de i na próxima janela de tempo $t + 1$. Foi verificado, por meio de inspeção visual dos dados em diferentes janelas de tempo, que o grau de saída relacionado com o CL exibe uma curva com crescimento não linear. Então foram estudados vários modelos de regressão, incluindo funções quadráticas e exponenciais, e o modelo que obteve os melhores resultados, conforme é discutido a seguir, foi:

$$\widehat{CL}(i, t + 1) = \alpha \times d(i, t)^2 + \beta \times d(i, t) \quad (1)$$

A métrica *betweenness*, embora menos correlacionada ao CL , exibiu uma curva semelhante ao grau de saída. Contudo a construção de um modelo com essa métrica como parâmetro de entrada pode se tornar inviável dado o custo para se calcular o *betweenness*. O cálculo do *betweenness* exato tem complexidade $O(mn)$ em grafos não direcionados com m vértices e n arestas [Brandes 2001].

A exatidão das estimativas do modelo foi avaliada a partir da diferença entre os CL s medidos e os previstos para um par i e janela de tempo $t + 1$, isto é, $\widehat{CL}(i, t + 1) - CL(i, t + 1)$ ⁴. As estimativas foram produzidas em sucessivas janelas de tempo da seguinte forma: os parâmetros α e β do modelo são definidos na janela de tempo $t - 1$, o modelo é aplicado utilizando o grau de saída em t e avaliado com os valores de CL medidos em $t + 1$. Para a definição dos parâmetros utiliza-se regressão curvilínea [Jain 1991], onde aplica-se uma transformação linear aos dados (a variável resposta y e a variável preditora x), em seguida calcula-se os parâmetros minimizando a soma do quadrado das diferenças entre as variáveis x e y .

⁴Predições negativas foram truncadas para 0 visto que um CL negativo não faz sentido.

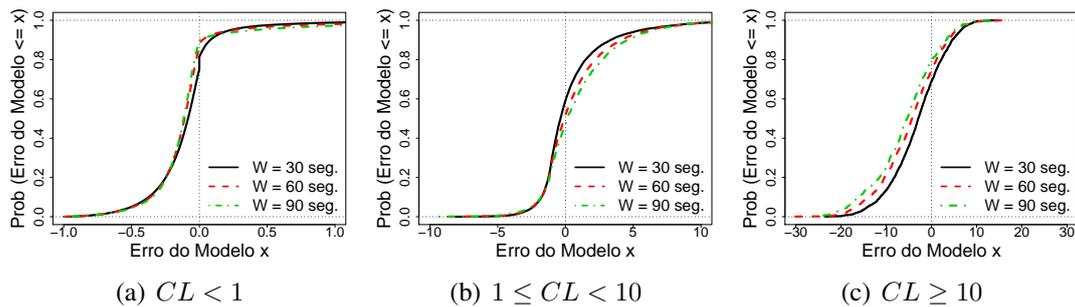


Figura 5. Distribuição dos erros de previsão em grupos de acordo o CL real

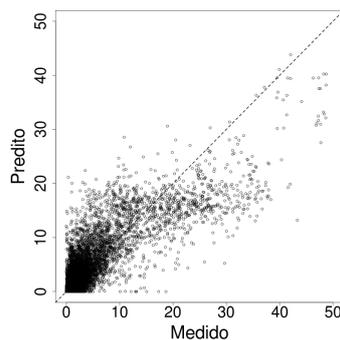


Figura 6. Valores de CL preditos versus medidos ($W = 60$ seg.)

A Figura 5 mostra a distribuição dos erros calculados para todos os pares e janelas de tempo, com W igual a 30, 60 e 90 segundos. Para melhor legibilidade, os erros produzidos foram agrupados em três conjuntos baseados no valor de CL medido: previsões para pares pouco cooperativos com $CL < 1$ (Figura 5(a)), previsões para pares cooperativos (Figura 5(b)) e previsões para pares altruístas com $CL \geq 10$ (Figura 5(c)).

Em geral, os dois primeiros conjuntos de curvas (Figuras 5(a-b)) mostram que os erros do modelo se concentram em torno de zero e a escolha do valor de W tem pouco impacto nos erros, embora afete a tendência do modelo de superestimar ou subestimar os valores de CL . Por exemplo, considerando as previsões para pares pouco cooperativos ($CL < 1$), cerca de 68%, 67% e 66% das previsões estão razoavelmente corretas, com um erro de ± 0.2 em relação ao CL medido, para W igual a 30, 60 e 90, respectivamente. Contudo, a fração de previsões que subestimam tendem a ser maiores para valores maiores de W . Por exemplo, a Figura 5(a) mostra que a fração de erros negativos (subestimativas) é 84% para $W = 90$ e $W = 60$ e 64% para $W = 30$.

De forma semelhante, a maior parte das previsões para pares com $1 \leq CL < 10$ estão entre 2 unidades dos valores medidos. De fato, 76%, 71% e 66% dos erros do modelo estão dentro desta faixa, para W igual a 30, 60 e 90 segundos. Diferente do observado para pares pouco cooperativos, o modelo tende a subestimar menos os valores reais de CL para valores maiores de W . As previsões para pares altruístas tem menor exatidão: cerca de 55%, 48% e 43% dos erros estão dentro de 5 unidades para W igual a 30, 60 e 90 segundos, no entanto cerca de 86%, 78% e 74% dessas estão dentro de 10 unidades dos valores medidos, para os valores correspondentes de W . A quantidade pequena de pares altruístas na rede (2%) dificulta a construção de um modelo que seja tão adequado a esses quanto aos demais pares. Em trabalhos futuros pretende-se explorar

novas propriedades topológicas para melhorar a predição de pares altruísta.

O modelo também é avaliado a partir de um gráfico de pontos com os valores de CL medidos e previstos para cada par i e janela de tempo t . A Figura 6 mostra os resultados para todos os pares e janelas de tempo com $W=60$ segundos. A tendência à linearidade esperada é evidente. De fato, o coeficiente de Pearson de correlação linear ρ [Jain 1991] é 0.87, o que indica uma forte correlação positiva. Similarmente, foi obtido um ρ igual a 0.84 e 0.90 para W igual a 30 e 90 segundos. Apesar de produzir erros em alguns casos, nota-se que a maioria das predições são próximas de exatas, como discutido anteriormente. Além disso, o modelo é capaz de identificar corretamente a maioria dos casos de não-cooperação ($CL < 1$): apenas 3% das predições levam a valores de CL maiores que 1. De forma semelhante, cerca de 85% das predições para pares altruístas produz estimativas na faixa esperada, enquanto a maioria das demais estimativas ficam entre 1 e 10.

Até aqui foi discutida a exatidão do modelo de regressão quando os parâmetros α e β são computados a cada janela de tempo $t - 1$, e o modelo é aplicado sobre as métricas de centralidade coletadas durante t . Considera-se, agora, o caso em que o modelo é construído (isto é, os parâmetros são computados) na janela de tempo $t - 1$ e aplicado nas k janelas seguintes, isto é, janelas $t+1, t+2, \dots, t+k$. Observa-se que, para cada janela de tempo, as métricas de centralidade ainda são coletadas e os valores de CL preditos são comparados aos medidos em $t+k$. O objetivo é analisar a sensibilidade do modelo à frequência com que ele deve ser calibrado (parâmetros recomputados), enquanto k define o intervalo de tempo entre duas calibrações consecutivas.

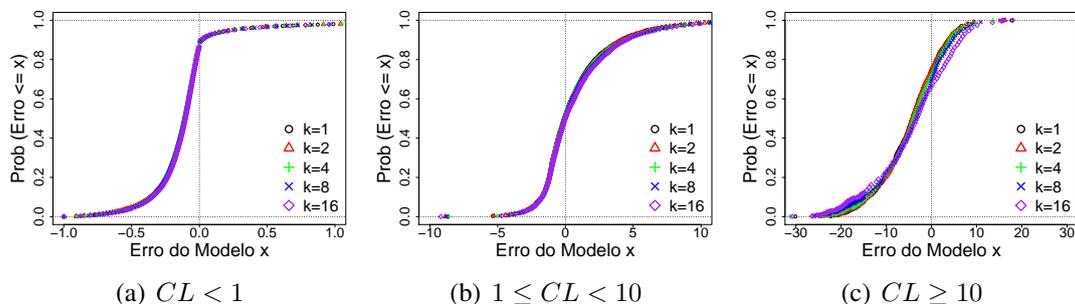


Figura 7. Distribuição dos erros de previsão em função do período em que o modelo é calibrado dado por kW ($W = 60$ seconds)

A Figura 7 mostra a distribuição dos erros do modelo para vários valores de k e $W = 60$ segundos. Mais uma vez, os resultados são mostrados separadamente para cada faixa de valor de CL medido. O impacto de k nos erros do modelo mal pode ser percebido, em especial para CL s reais abaixo de 10 (Figuras 7(a-b)). Isso implica que os parâmetros do modelo podem ser calculados uma vez e aplicados repetidamente para, pelo menos, os 16 minutos seguintes. Em contraste, o modelo é um pouco mais sensível a longos períodos de calibração para prever o CL de pares altruístas (Figura 7c). Para essa faixa, os erros tendem a aumentar para $k = 16$. Isso ocorre porque alguns pares altruístas passam por frequentes alterações em suas métricas de centralidade. Conjectura-se que tais alterações podem ser explicadas pela política, adotada pelas aplicações, de pares selecionarem novos parceiros aleatórios periodicamente [Guerraoui et al. 2010, Li et al. 2008a]. Provavelmente, um par que perde

um de seus parceiros acaba por criar uma nova parceira com pares altruístas, já que estes são mais receptivos a novas parceiras. Entretanto, mesmo para essa faixa de valores de CL , o impacto de aumentar k para 16 causa pouco impacto na exatidão do modelo e pode ainda ser aceitável.

6. Considerações Práticas

Os resultados apresentados na Seção 5 mostram que métricas de centralidade podem ser exploradas para prever com precisão razoável o nível de cooperação de um par. Nesta Seção, discute-se três fatores que impactam no uso do modelo em termos práticos: como coletar dados para a calibração (estimativa de parâmetros) e aplicação do modelo; sobrecarga no *tracker*; e robustez a pares maliciosos.

Para aplicar e calibrar o modelo, um participante central precisa coletar dados sobre as parcerias existentes no sistema P2P, e o nível de cooperação (CL) de cada par ativo na rede. Isso pode ser realizado através de um *tracker* que, em muitas aplicações P2P, já recebe periodicamente mensagens de controle dos pares. De fato, nos experimentos realizados com SopCast, observou-se troca de mensagens entre os pares e o *tracker*, em média, a cada 2 minutos. O par poderia enviar a lista de seus parceiros ativos nessas mensagens de controle, o que resultaria em dados suficientes para o *tracker* reconstruir a topologia da rede sobreposta. A sobrecarga incidente sobre o *tracker* ao receber essas informações é pequena, dado que um par normalmente tem algumas dezenas de parceiros [Hei et al. 2007] (15,65 em média nos experimentos com SopCast). A título de ilustração, se existem 10000 pares na rede que informam as suas parceiras a cada 2 minutos, a sobrecarga agregada no *tracker* é de 5 KBps.

A cada momento de calibração do modelo, os pares devem informar o CL medido por eles. Esse dado poderá ser incluído nas mensagens de controle com um custo extra de 4 bytes. Todavia, o CL pode ser enviado ao *tracker* em intervalos de tempo maiores, pois, conforme a Figura 7, intervalos de 16 minutos são suficientes para uma calibração correta do modelo. O custo computacional para calibrar o modelo é pequeno: obter o grau de saída não requer computação extra desde que as parcerias sejam atualizadas no *tracker* à medida que se recebe dados dos pares. Além disso, algoritmos para computar os parâmetros α e β por regressão são eficientes [Jain 1991], e.g., GNU R computa regressão para milhares de pares em aproximadamente 3 segundos em um *desktop*.

Considerando a existência de pares maliciosos na rede, observa-se que um único atacante não poderia enganar o sistema informando parcerias falsas para aumentar seu grau de saída. Isso ocorre pois, cada parceria precisa ser reportada por ambos os pares envolvidos na comunicação. Um conluio de pares maliciosos informando parcerias mútuas falsas pode ser detectado dado que esses pares podem aparecer na rede sobreposta como grupos fortemente conectados. Métricas como coeficiente de agrupamento poderiam ser exploradas nesse caso. Por outro lado, um conluio de pares com identidade falsa (*sybil*) para promover um único par seria difícil de ser detectado. Uma abordagem para esse caso seria analisar o histórico de parcerias dos pares para detectar parcerias tendenciosas, como foi proposto por [Guerraoui et al. 2010].

Uma outra abordagem que pode ser utilizada contra pares maliciosos é o uso de recibos criptografados para permitir ao *tracker* verificar cooperações, assim como feito em Contracts [Piatek et al. 2010]. Nesse caso, o modelo apresentado pode ser aplicado

em conjunto com o Contracts reduzindo o volume de recibos criptografados verificados no *tracker*, e por consequência, menor custo computacional. Assim, ao invés de coletar recibos criptografados por um determinado volume de dados fornecido, como proposto originalmente no Contracts, o *tracker* iria inferir a autenticidade do grau de saída do par, primeiramente, verificando as parcerias reportadas pelos pares envolvidos. Então, recibos seriam solicitados apenas para auditar pares suspeitos de mentir (que informam parcerias falsas) ou difamar (que omitem a cooperação dos parceiros).

Finalmente, uma questão que precisa ser levada em consideração é por que não enviar, simplesmente, o *CL* medido no par diretamente para o *tracker* ao invés de usar métricas de centralidade para predizê-lo. As principais razões para não fazer isso são: (1) informações dos pares para reconstruir a rede sobreposta podem ser obtidas pelo *tracker* a um baixo custo, como foi descrito acima; (2) enviar o *CL* medido frequentemente, possivelmente, levaria a sobrecarga de comunicação ou processamento no *tracker* se mecanismos de autenticação são aplicados (como em [Piatek et al. 2010]), caso não sejam, o sistema será menos resiliente a mentiras e ataques em conluio.

7. Conclusões e Trabalhos Futuros

Investigou-se a relação entre o nível de cooperação (*CL*) de um par e sua centralidade na rede sobreposta de um sistema P2P de distribuição de vídeo ao vivo. Utilizando os dados coletados do SopCast, mostrou-se que o grau de saída tem uma correlação alta com o *CL*. Essa relação evidencia que a topologia da rede pode refletir a forma como a aplicação utiliza os recursos disponibilizados pelo par. Contudo, a relação entre as referidas métricas não é simples e foi proposto um modelo de regressão não linear que usa o grau de saída para prever o *CL* de um par no futuro próximo. O modelo produz estimativas que permitem classificar os pares com exatidão. Por exemplo, baseado nos valores previstos, foi possível identificar 97% dos pares pouco cooperativos (*free riders*) e 85% dos pares altruístas. Além disso, o modelo proposto pode ser aplicado em conjunto com mecanismos de incentivo que necessitam de estimativas do nível de cooperação dos pares, reduzindo a sobrecarga imposta por esses mecanismos ao sistema.

Trabalhos futuros incluem melhorar a exatidão do modelo de regressão explorando novas propriedades topológicas. Também planeja-se verificar o método desenvolvido em outros sistemas P2P de vídeo ao vivo, preferencialmente aqueles cujo código fonte seja publicamente disponível⁵. Serão realizados experimentos em ambientes como o PlanetLab, incluindo cenários em que ocorre ataques.

Referências

- Adar, E. and Huberman, B. (2000). Free Riding on Gnutella. *First Monday*.
- Brandes, U. (2001). A Faster Algorithm for Betweenness Centrality. *Journal of Mathematical Sociology*, 25.
- Chatzidrossos, I., Dán, G., and Fodor, V. (2010). Server Guaranteed Cap: An Incentive Mechanism for Maximizing Streaming Quality in Heterogeneous Overlays. In *Proc. IFIP Networking*.

⁵<http://goalbit.sourceforge.net>, <http://peerstreamer.org/>

- Chun, B., Culler, D., Roscoe, T., Bavier, A., Peterson, L., Wawrzoniak, M., and Bowman, M. (2003). PlanetLab: An Overlay Testbed for Broad-Coverage Services. *ACM SIGCOMM Computer Comm. Rev.*, 33.
- Cohen, B. (2003). Incentives Build Robustness in BitTorrent. In *Workshop on Economics of Peer-to-Peer Systems*.
- Freeman, L. (1979). Centrality in Social Networks: I. Conceptual Clarification. *Social Networks*, 1.
- Guerraoui, R., Huguenin, K., Kermarrec, A.-M., and Monod, M. (2010). LiFTinG: Lightweight Freerider-Tracking Protocol in Gossip. In *Proc. MIDDLEWARE*.
- Hei, X., Liang, C., Liang, J., Liu, Y., and Ross, K. (2007). A measurement study of a large-scale p2p iptv system. *Multimedia, IEEE Transactions on*, 9(8):1672 –1687.
- Jain, R. (1991). *The Art of Computer Systems Performance Analysis: Techniques for Experimental Design, Measurement, Simulation, and Modeling*. Wiley-Interscience.
- Karakaya, M., Korpeoglu, I., and Ulusoy, O. (2009). Free Riding in Peer-to-Peer Networks. *IEEE Internet Computing*, 13(2).
- Kendall, M. and Gibbons, J. D. (1990). *Rank Correlation Methods. A Charles Griffin Title*. 5 edition.
- Levin, D., LaCurts, K., Spring, N., and Bhattacharjee, B. (2008). BitTorrent is an Auction: Analyzing and Improving Bittorrent's Incentives. In *Proc. ACM SIGCOMM*.
- Li, B., Xie, S., Qu, Y., Keung, G., Lin, C., Liu, J., and Zhang, X. (2008a). Inside the new coolstreaming: Principles, measurements and performance implications. In *INFOCOM 2008*, pages 1031 –1039.
- Li, H., Clement, A., Marchetti, M., Kapritsos, M., Robison, L., Alvisi, L., and Dahlin, M. (2008b). FlightPath: Obedience vs. Choice in Cooperative Services. In *Proc. OSDI*.
- Locher, T., Moor, P., Schmid, S., and Wattenhofer, R. (2006). Free Riding in BitTorrent is Cheap. In *Proc. HotNets*.
- Piatek, M., Krishnamurthy, A., Venkataramani, A., Yang, R., Zhang, D., and Jaffe, A. (2010). Contracts: Practical Contribution Incentives for P2P Live Streaming. In *Proc. USENIX NSDI*.
- Silverston, T., Fourmaux, O., and Crowcroft, J. (2008). Towards an Incentive Mechanism for Peer-to-Peer Multimedia Live Streaming Systems. In *Proc. Int'l Conf. on Peer-to-Peer Computing*.
- Tang, S., Lu, Y., Hernández, J. M., Kuipers, F. A., and Mieghem, P. V. (2009). Topology Dynamics in a P2PTV Network. In *Proc. Networking*.
- Vieira, A., Gomes, P., Rocha, M., Almeida, J., and Campos, S. (2009). Modelo de comportamento dos participantes do sopcast. In *Webmedia 2009*.
- Xia, R. and Muppala, J. (2010). Discovering Free-Riders Before Trading: A Simple Approach. In *Proc. IEEE ICPADS*.