

Mineração de Dados e Análise de Rede Social para Identificar Tendências de Participação em Aulas Presenciais

Viviane Soares Rodrigues Silva¹, Robson Costa de Castro², Ana Luisa de Cerqueira Leite Duboc², Claudia Lage Rebello da Motta¹

¹Programa de Pós Graduação em Informática - Universidade Federal do Rio de Janeiro [PPGI/UFRJ] – Rio de Janeiro – RJ – Brasil

²Colégio Pedro II – Campus Tijuca II
CEP 20550-012 – Rio de Janeiro – RJ – Brasil
vivianerodrig@ppgi.nce.ufrj.br, {prof.robinho, alduboc}@gmail.com,
claudiam@nce.ufrj.br

Abstract. *This paper presents a roles classification proposal for participants of a classroom dynamics, according to Pichon-Rivière Operational Groups Theory. The Naïve-Bayes algorithm was able to classify students into roles using data generated by Social Network Analysis, built from the exchange of messages via chat. The dynamics occurred during a full school year in a high school class of a public school in Rio de Janeiro. This work was able to help teacher and pedagogical team to recognize the potential of the students who played roles that were not so clear before the experience.*

Resumo. *Este trabalho apresenta uma proposta de classificação em papéis para os participantes de uma dinâmica em sala de aula, segundo a Teoria dos Grupos Operativos de Pichon-Rivière. O algoritmo Naïve-Bayes foi capaz de classificar os alunos em papéis utilizando dados gerados pela Análise da Rede Social, construída a partir das trocas de mensagens via bate-papo. As dinâmicas ocorreram durante um ano letivo completo numa turma de Ensino Médio de uma escola pública no Rio de Janeiro. Este trabalho pôde auxiliar o professor e a equipe pedagógica do colégio a reconhecer o potencial dos alunos que desempenharam papéis que não estavam tão claros antes da experiência.*

1. Introdução

A permissão que alunos conversem através de uma ferramenta de bate-papo enquanto realizam as tarefas propostas pelo professor, mesmo estando todos presentes num mesmo espaço físico, atende à necessidade de alguns alunos de conversarem enquanto trabalham na resolução dessas tarefas. Somado a este fato, existe a facilidade e a agilidade que alguns possuem para digitar textos, não comprometendo a sincronia de uma aula presencial. Acredita-se que, dessa maneira, um número maior de alunos consiga se expressar, ao mesmo tempo, para a exposição de suas ideias e trocas de conteúdo e possa usufruir das vantagens de se trabalhar em grupo. Comparada às discussões *on line* via salas de bate-papo, a realidade em aulas presenciais não é diferente, caso fosse uma grande discussão em grupo e não houvesse qualquer organização para mediar a participação dos indivíduos presentes.

Através das interações sociais e trocas de conteúdo via sala de bate-papo, este trabalho visa verificar se o cenário proposto é capaz de gerar dados que revelem qual a tendência em termos do papel que um aluno desempenha enquanto participa da aula. A metodologia apoia-se nas orientações relacionadas à condução de um grupo operativo segundo a Teoria de Grupos Operativos de Enrique Pichon-Rivière [Pichon-Rivière 2005]. Nesse sentido, associa cada personagem envolvido no cenário da dinâmica aos papéis elencados pela teoria.

O escopo do presente estudo define-se em termos de uma aplicação na educação presencial. Quanto ao problema de tratar e analisar a grande quantidade de dados gerados, esse estudo traz a investigação baseada na análise estatística da participação social utilizando as ferramentas da Ciência das Redes. As medidas são extraídas da rede social formada durante as sessões de bate-papo. Também utiliza-se o emprego de uma técnica de classificação supervisionada para identificação de papéis que emergem durante a dinâmica da sala de aula.

2. Interação Social na Educação

A interação e a cooperação entre indivíduos e seus pares auxiliam na internalização dos conceitos e, a partir daí, tais conceitos passam a constituir o indivíduo [Vygotsky 1978]. Em outras palavras, com relação ao aprendizado, vários processos de desenvolvimento interno são disparados, porém funcionam apenas quando o indivíduo interage em seu ambiente de convívio [Vygotsky 2007].

No caso da sala de aula, a pessoa que intervém para orientar o aluno pode ser tanto o professor quanto um colega que já tenha desenvolvido a habilidade requerida. Dessa forma, a teoria de Vygotsky [Vygotsky 1978] serve como embasamento à expectativa de ganho em termos de aprendizado quando o aluno participa, por exemplo, de uma dinâmica para a realização de tarefas em grupo.

Entende-se, portanto, a importância de se transformar as dinâmicas de sala de aula em um trabalho em grupo, onde haja interação democrática entre seus participantes, ocorrendo troca de informações e, estas últimas, fluindo e alcançando o maior número possível de indivíduos.

2.1 – Papéis nos Grupos Operativos

A técnica baseada na Teoria dos Grupos Operativos, trazida por Enrique Pichon-Rivière [Pichon-Rivière 2005] consiste em um trabalho com grupos cujo objetivo é promover um processo de aprendizagem entre os sujeitos envolvidos. Assumindo que a sala de aula reúne as características propícias para a constituição de um processo operativo em grupo, a referida técnica aplica-se na idealização e condução de uma dinâmica de interação social entre alunos e professor.

Durante a aplicação da técnica de grupo operativo deve existir a presença de alguns papéis pré-definidos e outros que podem surgir ao longo do processo. Dentre os papéis pré-definidos está o de coordenador, que indaga e problematiza, estabelecendo algumas articulações entre as falas e os integrantes, sempre direcionando o grupo para a tarefa comum [Bastos 2010]. Outro papel que deve estar presente é o de observador, que registra o que acontece durante a dinâmica, resgata a história do grupo e depois analisa com o coordenador os pontos emergentes, o movimento do grupo em torno da

tarefa e os papéis desempenhados pelos integrantes [Gayotto 1992 *apud* Bastos 2010].

Em relação aos demais papéis no grupo, pode-se dizer que emergem no decorrer do processo, articulando-se de acordo com as necessidades e com as expectativas tanto individuais, quanto do grupo. Pode surgir, então, a presença do “porta-voz”, reconhecido como aquele indivíduo que explicita o que está implícito, colaborando com a resolução da tarefa proposta. Existe também o “bode-expiatório”, que aparece quando se expressa através de algum comentário e não tem a aceitação do grupo. Por fim, identifica-se o “líder de mudança”. Ele viabiliza o que foi explicitado pelo porta-voz permitindo que todo o grupo aceite o que foi sugerido, contribuindo dessa forma para o movimento dialético grupal [Gayotto 1992 *apud* Bastos 2010].

2.2 – Interação Social via Salas de Bate-Papo

No âmbito educacional, a utilização de ferramentas tecnológicas que promovam um espaço de ensino e aprendizado diferenciado, quando comparado aos moldes das aulas tradicionais, tem sido um passo importante para o incentivo à interação entre alunos e professor. O uso de ferramentas para bate-papo é um exemplo deste incentivo. Durante as intensas trocas de mensagens, a presença e participação do professor não o sobrecarregam como o único detentor do conhecimento. A liberdade trazida pela informalidade, típica das salas de bate-papo, possibilita uma melhor percepção do aluno com relação ao outro e de sua pertença ao grupo [Pimentel et al 2003].

O uso de salas de bate-papo no ambiente educacional permite o registro da comunicação informal que antes se perdia na verbalização em sala de aula e nos grupos de estudo. No entanto, surge a necessidade de analisar e organizar automaticamente uma quantidade grande de registros e documentos que é dinamicamente produzida em poucas sessões de debates [Pimentel e Sampaio, 2002]. O trabalho de [Dias Jr e Ferreira 2007] apresenta um protótipo de ferramenta de bate-papo que propõe a integração de um algoritmo de mineração de texto (algoritmo K-NN) voltado à moderação, redução de tempo e melhoria da coleta/análise de dados qualitativos. O algoritmo foi utilizado para identificar e apresentar qualificações nas mensagens do respondente.

O trabalho em tela estuda o uso dos dados gerados através de uma discussão via sala de bate-papo. Este tipo de ferramenta de comunicação foi escolhido por já fazer parte do cotidiano de alunos e professor. Também por permitir que haja conversas paralelas num modo privado ou público, garantindo que todos os presentes possam participar das discussões propostas.

3. Mineração de Dados Educacionais em Redes

A Mineração de Dados Educacionais (MDE) concentra-se na descoberta de conhecimento através de dados originados em ambientes educacionais [Jiawei e Pei 2011]. As aplicações básicas da MDE, de acordo com a Conferência Internacional sobre Mineração de Dados Educacionais (International Conference on Educational DataMining), são: Predição de desempenho estudantil, Modelagem do estudante, Detecção de comportamentos indesejáveis dos alunos, Análise e visualização de dados, Fornecimento de feedback para apoiar os instrutores, Construção de material didático, Planejamento e programação, Recomendações para estudantes, Categorização de

alunos, Análise de redes sociais e Desenvolvimento de mapas conceituais [Yacef et.al 2012].

3.1 – A Ciência das Redes

A Ciência das Redes fornece ferramentas de medida e representação dos relacionamentos de um sistema, onde cada elemento da relação pode ser representado por um vértice e a relação estabelecida entre dois vértices pode ser representada por uma aresta [Newman 2010]. Dessa forma, ela tem provido uma estrutura unificadora capaz de colocar diferentes sistemas sob o olhar de uma mesma lente conceitual [Barabasi 2011].

A sala de aula pode ser considerada como uma pequena sociedade, onde professor e alunos podem ser vistos como vértices e as relações de troca de conteúdo consideradas arestas de uma rede social. Este trabalho utiliza as trocas de mensagens, via bate-papo durante uma dinâmica em sala de aula, para a construção de uma rede social relativa àquele momento. A Tabela 1 traz as medidas matemáticas extraídas desta rede que serão utilizadas para compor um vetor de características particulares a cada indivíduo participante dela.

Tabela 1 – Métricas para a análise da rede social

Grau de entrada de um vértice	Número de pessoas que iniciam contato com um indivíduo
Grau de saída de um vértice	Número de pessoas que um indivíduo procura para fazer um contato
Pesos das arestas de entrada/saída	Número total de arestas que entram/saem considerando que a mesma pessoa pode ser contatada mais de uma vez.
Coeficiente de agrupamento	A probabilidade de que dois vizinhos de um indivíduo serão vizinhos entre si.
Grau de Intermediação	Quanto um indivíduo está no caminho entre os outros indivíduos numa rede. Quanto maior for o valor deste grau, significa que esta pessoa é uma passagem obrigatória, pertencendo ao caminho mínimo, entre duas pessoas da rede.
Grau de proximidade	O somatório dos caminhos mínimos entre um indivíduo e os demais na rede.

3.2 Trabalhos relacionados

Houve uma convergência entre duas tendências da área de Informática na Educação: a Mineração de Dados Educacionais e a Análise de Redes Sociais Educacionais (RSE) nos estudos em [Gomes 2013]. A compreensão das estruturas sociais em uma RSE pode auxiliar na navegação da rede, visualização e análise, tornando possível um aprendizado direcionado aos grupos, assim como a realização de repasse de conteúdos adaptáveis. Entre as possíveis técnicas de mineração de dados para classificação, em [Baradwaj 2012] a árvore de decisão foi o método utilizado. O

objetivo era prever um possível resultado sobre o desempenho de estudantes ao final do semestre, através de informações a respeito da presença, avaliações em aula, apresentação de seminários e alguns atributos extraídos de um sistema de gerenciamento das atividades dos estudantes.

Os trabalhos em [Oliveira et. al. 2011] e [Brito et.al. 2010] exploram a utilização de redes sociais como o Twitter e o Google Groups a fim de definir o grau de afinidade entre alunos de uma mesma classe, seus conhecimentos individuais relacionados a determinadas matérias e o grau de prestígio de um aluno com relação aos demais utilizando métricas de Análise de Redes Sociais. O primeiro analisa o grau de intermediação dos alunos (vértices da rede) e relata a existência de falhas na disseminação da informação e interação entre eles, concluindo sobre a necessidade de intervenção do professor no suprimento de tais falhas. O segundo disponibiliza uma ferramenta própria para as trocas de mensagens e analisa o grau de impacto da colaboração de cada aluno utilizando tal ferramenta. O cálculo do grau de impacto considera a relevância da mensagem, o reenvio da mesma e quantas vezes esta mensagem foi repassada por outros colegas.

De modo semelhante, este trabalho utiliza métricas de Análise de Redes Sociais para estudar a dinâmica de uma turma. No entanto, além do grau de intermediação como em [Brito et.al. 2010], também utiliza o coeficiente de agrupamento, os graus de entrada e saída dos alunos, e o grau de proximidade. Essas medidas são utilizadas para compor um conjunto de características relativas a cada participante da rede que servirá como base de dados de entrada para uma técnica de mineração de dados, cujo o objetivo é o de classificar cada participante de acordo com o papel desempenhado.

4. Mineração de Dados para Identificação de Papéis em Sala de Aula

Seis etapas configuram as atividades metodológicas descritas nesse artigo, representadas no fluxograma da Figura 1:

Seleção da amostra: Através de uma ferramenta para bate-papo, alunos e professor debatem sobre a resolução de alguns exercícios propostos pelo professor.

Coleta, armazenamento e tratamento dos dados: A ferramenta de bate-papo consiste de um conjunto de scripts compondo uma interface simples, utilizando as linguagens HTML e PHP para a conexão com o banco de dados do servidor MySQL.

Construção da rede social: A ferramenta para visualização e medição de grafos, Gephi [Graph Visualization And Manipulation Software Gnu General Public License Version 0.8.2. 2015], recebe como arquivo de entrada uma planilha contendo as colunas “de” e “para”, relacionando os nomes dos indivíduos que trocaram mensagens ao longo da discussão. Com base neste dado, a ferramenta constrói uma rede, transformando os nomes dos indivíduos em vértices e as relações (as linhas da planilha) em arestas. Feito isso, gera uma visualização da rede como um todo e fornece os resultados das medidas do grau de intermediação, do coeficiente de agrupamento, dos graus de entrada e saída e do grau de proximidade relativa a cada participante.

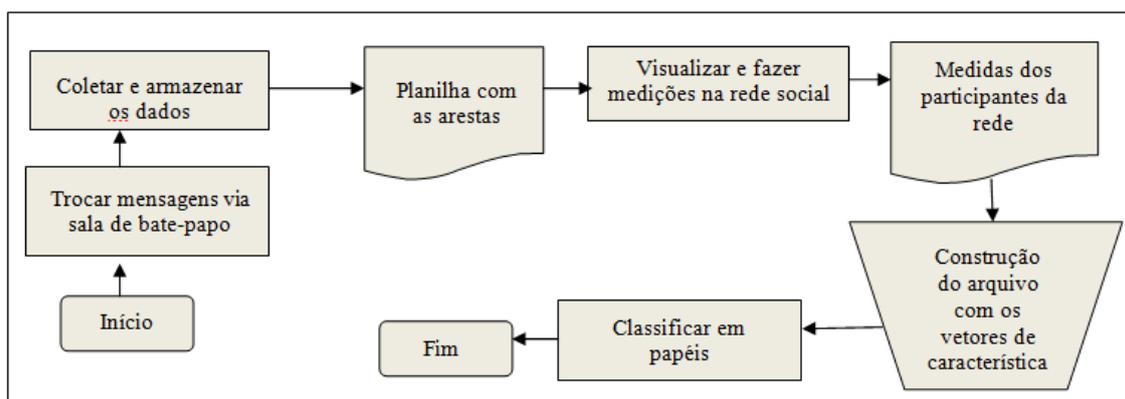


Figura 1 - Fluxograma representativo da metodologia adotada

Construção do vetor de características: O vetor de características de cada indivíduo é composto pelos resultados numéricos de suas medidas calculadas sobre a rede social construída durante a atividade.

Classificação: O objetivo nesta etapa é realizar uma classificação supervisionada. Para isso, solicitou-se ao professor que classificasse os alunos da seguinte maneira (papéis esperados segundo a teoria dos Grupos Operativos [Pichon-Rivière 2005]): Porta-Vozes(PV) - aqueles que se mostram interessados e oferecem ajuda aos demais de maneira pró ativa; Líderes de Mudança(LM) - interessados por cumprir a tarefa, fazem perguntas e interagem ativamente; Bodes Expiatórios(BE) - os que distraem os demais da atividade foco, que brincam e fazem piadas ao longo das discussões, ou aqueles que fossem considerados apáticos. A massa de dados apresentada para o treinamento do classificador foi composta pelo vetor de características de cada indivíduo (medidas extraídas do comportamento deste na rede social) e teve como rótulo a classificação fornecida pelo professor. O aplicativo Orange Data Mining [Demsar et al 2013] foi utilizado nessa etapa e o algoritmo selecionado foi o Naïve-Bayes, pois apresentou os melhores índices de acerto na classificação.

5 – Resultados e Análises

As dinâmicas propostas nesse artigo ocorreram durante três aulas da disciplina de Física que eram destinadas à realização de uma avaliação sobre os conteúdos já discutidos em aulas imediatamente anteriores. As aulas aconteceram nos dias 19 de abril, 07 de julho e 10 de outubro, do ano de 2016. Os participantes dessa experiência foram os alunos de uma das turmas do 2º ano do Ensino Médio Integrado em Informática do Colégio Pedro II, Campus Tijuca II, uma escola pública na cidade do Rio de Janeiro. A turma contava com 22 alunos, sendo 4 meninas e 18 meninos, com idades entre 15 e 18 anos.

Apesar de poderem utilizar seus tablets e smartphones pessoais, ofereceu-se a opção do uso dos desktops num dos laboratórios de informática do colégio devido à instabilidade da rede *wifi* oferecida. A Figura 2 traz a imagem de uma parte da turma com a presença do professor ao fundo.



Figura 2 - Alunos e professor numa discussão via bate-papo.

Os algoritmos de classificação supervisionados utilizados para o treinamento e teste foram Naïve-Bayes, uma Rede Neural e uma SVM (Suport Vector Machine). Seguem na Tabela 2 os percentuais de acerto obtidos pelos diferentes classificadores e respectivos aos trimestres onde as dinâmicas propostas ocorreram, revelando que o algoritmo Naïve-Bayes alcançou os melhores desempenhos em todas as tentativas de se prever possíveis papéis associados aos alunos, representados por seus vetores de características.

Tabela 2 – Evolução dos resultados de classificação

Período	Primeiro Trimestre			Segundo Trimestre			Terceiro Trimestre		
Classificadores\Vetores	Naïve-Bayes	Redes Neurais	SVM	Naïve-Bayes	Redes Neurais	SVM	Naïve-Bayes	Redes Neurais	SVM
Rede Social	0,7619	0,6667	0,7143	0,6667	0,619	0,5238	0,85	0,7	0,75

Na tentativa de melhorar o poder de classificação e a adequação aos papéis, diante das possíveis classes apresentadas, experimentou-se, com base na matriz de confusão gerada após a execução dos classificadores, a criação de outras classes que representassem melhor os alunos. Para isso, trabalhou-se com os resultados falsos positivos e falsos negativos mostrados na Tabela 3 que representa a Matriz de Confusão. Um dos alunos, rotulado pelo professor como LM foi classificado pelo algoritmo como BE. Para este criou-se a classe BEPOT (potencialmente BE). Outros dois alunos, o primeiro rotulado como BE e o segundo como LM, foram classificados pelo algoritmo como PV. Sendo assim criou-se a classe PVPOT (potencialmente PV).

Tabela 3 - Matriz de Confusão resultante da técnica Naïve-Bayes

		Previsão			
		BE	LM	PV	
Classe Correta	BE	10	0	1	11
	LM	1	4	1	6
	PV	0	0	3	3
		11	4	5	20

Executando o algoritmo novamente, com os rótulos alterados, a nova matriz de confusão pode ser vista na Tabela 4.

Tabela 4 - Matriz de Confusão com rótulos alterados.

		Previsão					
		BE	BEPOT	LM	PV	PVPOT	
Classe Correta	BE	9	1	0	0	0	10
	BEPOT	0	1	0	0	0	1
	LM	0	0	3	0	1	4
	PV	0	0	0	3	0	3
	PVPOT	0	0	0	0	2	2
		9	2	3	3	3	20

Com esta alteração o índice de acerto da rede saltou de 85% para 90%. Mais que um acréscimo no desempenho, o que mais chama a atenção é constatar que alguns alunos estão entre uma categoria e outra, representando algo que é mais real durante uma dinâmica de grupo.

Tabela 5 - Previsões para os alunos em cada dinâmica ocorrida.

ID	Rótulos Previstos		Classificação Naïve-Bayes		
	Rótulo	Rótulo Alterado	Primeiro Trimestre	Segundo Trimestre	Terceiro Trimestre
1	PV	PV	BE	BE	PV
2	BE	BE	BE	BE	BE
3	PV	PV	PV	PV	PV
4	LM	BEPOT	BE	BEPOT	BEPOT
5	BE	BE	LM	BE	BE
6	LM	LM	LM	BE	LM
7	BE	BE	BE	LM	BE
8	BE	PVPOT	LM	BE	PVPOT
9	BE	BE	BE	BE	BEPOT
11	LM	LM	LM	LM	PVPOT
12	LM	LM	BE	PVPOT	LM
13	BE	BE	LM	BE	BE
14	BE	BE	BE	LM	BE
15	BE	BE	BE	BE	BE
16	BE	BE	BE	BEPOT	BE
17	BE	BE	LM	LM	BE
19	BE	BE	BE	BE	BE
20	LM	LM	BE	LM	LM
21	PV	PV	LM	PV	PV
22	LM	PVPOT	BE	LM	PVPOT

Os conjuntos de vetores, relativos aos dois primeiros trimestres, foram considerados como bases de dados de testes para a verificação sobre qual classificação recebem quando avaliados pelo classificador bayesiano. A Tabela 5 traz estes resultados na sequência dos trimestres. Nesta apresentação, a massa de dados não traz o aluno de número 10, pois faltou à terceira dinâmica, e nem o professor, número 18.

Observando a Tabela 5, que traz um panorama da evolução dos alunos em seus respectivos papéis ao longo do ano, logo nota-se o Aluno 1 saindo do papel de BE para o papel de PV. Este aluno já demonstrava ao professor este potencial, mas só atuou

como tal na terceira dinâmica. Ao contrário do aluno 4, que também parece possuir potencial para auxiliar os demais ou chamar a turma para as tarefas, porém, diante da oportunidade oferecida pelo grupo operativo, ficou tendendo ao papel de BE. Também há de se destacar os alunos 21 e 22 por apresentarem uma evolução para os papéis, que segundo o professor da turma, são mais adequados ao tipo de participação esperada para eles.

Destaca-se também o aluno 3, classificado como PV pelo professor e pelo classificador ao longo de todo o ano. Este mesmo aluno trazia uma visão de apatia sobre seu comportamento nas aulas tradicionais da disciplina até a primeira dinâmica ocorrer, mostrando desta forma que as características extraídas da rede social considerada puderam comprovar o papel mais adequado para este aluno durante um grupo operativo.

6 – Conclusão e Trabalhos Futuros

Este trabalho investigou os papéis presentes numa dinâmica em sala de aula presencial, vista como um Grupo Operativo segundo Pichon-Rivière [Pichon-Rivière 2005]. A proposta utilizou como base de dados as medidas feitas na rede social gerada a partir de aulas realizadas utilizando salas de bate-papo. Um classificador bayesiano supervisionado, utilizando a técnica Naïve-Bayes, foi capaz de associar cada aluno ao papel que melhor se adequou durante a dinâmica.

No transcorrer da análise percebeu-se que a inclusão de novas possibilidades de papéis elevaria o potencial preditivo da técnica aplicada e retrataria melhor a realidade dos papéis presentes na dinâmica de sala de aula. Dessa forma, os papéis esperados para um grupo operativo [Pichon-Rivière 2005]: além do observador, coordenador, os PVs (porta vozes), os LM (líderes de mudança) e os BE (bodes expiatórios), foram acrescentados os PVPOT (potencialmente PV) e BEPOT (potencialmente BE). Estes últimos surgiram da necessidade de se pontuar que alguns alunos não se encaixavam nos papéis estabelecidos e mostrar que os mesmos têm potencial para outro papel. Esse resultado auxiliou o professor e a equipe pedagógica do colégio a reconhecer o potencial dos alunos que desempenharam papéis que não estavam tão claros.

Como trabalhos futuros indica-se a análise das redes textuais resultantes das mensagens trocadas. Ainda trabalhando com os textos, sugere-se a investigação qualitativa sobre o conteúdo comparado aos rótulos estabelecidos pelo classificador Naïve-Bayes.

Referências

- Baradwaj, B. K. . & P. S.. Mining Educational Data to Analyze Students' Performance. Arxiv Preprint, P. 1201.3417, 2012.
- Bastos, A. B. B. I. A técnica de grupos-operativos à luz de Pichon-Rivière e Henri Wallon. Psicólogo informação, v. 14, n. 14, p. 160-169, 2010.
- Brito, A. V. et.al. Estudo Da Utilização de Redes Sociais Como Ferramenta de Avaliação de Participação. XXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, SBIE. João Pessoa, 2010.

- Demsar J, Curk T, Erjavec A, Gorup C, Hocevar T, Milutinovic M, Mozina M, Polajnar M, Toplak M, Staric A, Stajdohar M, Umek L, Zagar L, Zbontar J, Zitnik M, Zupan B (2013) Orange: Data Mining Toolbox In Python. *Journal Of Machine Learning Research* 14(Aug):2349–2353.
- Dias Jr, L. D.; Ferreira, B. D. J. P. Avaliação docente por meio de grupos focais: protótipo de ferramenta de chat para apoio a coleta e análise de dados qualitativos. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, São Paulo, v. 1.1, p. 26-29, Nov 2007.
- Gayotto, M. L. Conceitos básicos que facilitam a compreensão do início de um grupo. Artigo referente ao curso de especialização em Coordenação de grupos operativos do Instituto Pichon-Rivière. [S.l.: s.n.], 1992. (xerocopiado)
- Graph Visualization And Manipulation Software Gnu General Public License Version 0.8.2. Gephi Graph Visualization and Manipulation Software GNU General Public License Version 0.8.2., 2015. Disponível em: <<https://Gephi.Org/>>. Acesso Em: 05 Abril 2017.
- Gomes, J. E. A. Caracterização de Grupos para Entendimento das Redes Sociais Educacionais. Dissertação Mestrado, Universidade Federal de Pernambuco, 2013.
- Jiawei, H.; Kamber, M.; Pei., J. *Data Mining: Concepts and Techniques*. [S.L.]: Elsevier, 2011.
- Newman, M. *Networks, An Introduction*. New York, Eua: Oxford University Press Inc, 2010.
- Oliveira, R. F. et. al. Estratégia para Avaliação do Grau de Participação e Afinidade de Alunos Através de Microblogging. *Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE - 2011*.
- Pichon-Riviere, E. *O Processo Grupal*. São Paulo: Martins Fontes, 2005
- Pimentel, M. G.; Fuks, H.; Lucena, C. J. P. “Debati, debati. aprendi? Investigações sobre o papel educacional das ferramentas de bate-papo”. IX Workshop sobre Informática na Escola - Anais do XXIII - Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, São Carlos/SP, Agosto 2003. Vol. 1, No. 1, pp. 61-72.
- Pimentel, M. G.; Sampaio, F. F. "Comunicografia-uma metodologia para análise de processos de interação que se desenvolvem nas ferramentas de comunicação textual da Internet utilizadas no contexto de Educação a Distância. *Brazilian Journal of Computers in Education*, 2002. 10.1: pp 53-59.
- Vygotsky, L. S. Interaction between learning and development. *Readings on the development of children*, v. 23, n. 3, p. 34-41, 1978.
- Vygotsky, L. S. *Pensamento e linguagem*. Ridendo Castigal Mores.: Disponível Em: <http://www.ebooksbrasil.org/eLibris/vigo.html> acessado em 01 de maio, 2007.
- Yacef, K. et.al. *Proceedings of the 5TH International Conference on Educational Data Mining*. 2012.