

Caracterização de QoS para Conteúdo Multimídia em Rede VPN utilizando Rede Neural MLP

Paula Letícia S. Lima, Ananias Pereira Neto

Centro de Ciências Exatas e Tecnologia (CCET) – Curso de Bacharelado em Ciência da Computação – Universidade da Amazônia (UNAMA)

{palelima}@gmail.com, apneto@unama.br

Abstract. *This paper shows a classification method of QoS in a VPN network in dissemination of media content. This method uses the MLP (Multilayer Perceptron) neural network to establish relation between the QoS metrics, such as Jitter, Throughput, Packets Lost and Data Transferred. The neural network classifies QoS ambience in High, Medium and Low in dissemination of content.*

Resumo. *Este artigo apresenta um método de classificação de QoS em rede VPN (Virtual Private Network) na disseminação de conteúdo multimídia. Esse método utiliza a rede neural MLP (Multilayer Perceptron) para estabelecer relação entre as métricas de QoS, tais como Jitter, Throughput, Perda de Pacotes e Dados Transferidos. A rede neural classifica o ambiente de QoS em Alto, Médio e Baixo na disseminação de conteúdo.*

1. Introdução

Para caracterizar um ambiente de QoS (*Quality of Service*), de um determinado conteúdo multimídia, são exigidas métricas convencionais entre valores máximos e mínimos. O termo QoS refere-se à capacidade da rede garantir um certo nível de desempenho para o tráfego multimídia. QoS é um conceito técnico medido, expresso e compreendido no nível de rede e geralmente tem pouco significado para o usuário.

Segundo [GOMES, et. al. 2009] diferentes soluções foram desenvolvidas para proporcionar QoS. Para a percepção humana é complexo classificar os diversos parâmetros de QoS, fazendo necessário utilizar regras computacionais como as redes neurais artificiais. A Rede Neural Perceptron Multi-Camadas tem característica de tratar os parâmetros de QoS, pois utiliza de camadas intermediárias conhecidas como, camadas ocultas, trabalhando como reconhecedor desses parâmetros.

Inúmeros trabalhos procuram avaliar o ambiente de QoS em conteúdo multimídia e foram propostos na literatura, tais como, [Y. BAI 2011], [GÓMEZ 2010], [GUEDES 2009], poucos com a técnica de MLP (Multilayer Perceptron) para redes com fio. A proposta deste artigo é classificar o conteúdo multimídia em uma rede VPN utilizando a rede neural MLP, baseado em métricas convencionais, tais como, *Jitter*, *Throughput*, Perda de Pacotes e Quantidade de dados transferidos.

Este artigo está organizado em cinco seções. A seção 2 apresenta os parâmetros de QoS para classificação do nível da rede. Na seção 3, são apresentados conceitos relativos à Rede Neural MLP, bem como sua aplicabilidade na classificação de QoS em conteúdo multimídia. Na seção 4 apresenta o cenário em que foram desenvolvidos os

testes e obtidos os resultados a partir das métricas aplicadas ao experimento. A seção 5 apresenta as conclusões desenvolvidas nesse trabalho.

2. Classificação de QoS

As redes de computadores dispõem de uma gama de dados e aplicações em tempo real, tornando necessária a medição da qualidade dos serviços. Os parâmetros de QoS buscam tratar de prioridades, alocação de banda e controle de latência da rede. Porém, a maioria das redes não é segura e dotada de qualidade de serviço.

Quando se faz alguma transmissão na rede o pacote pode ou não chegar ao seu destinatário, sendo assim os parâmetros de QoS começam a ser visto como uma parte importante na implementação de uma rede. Segundo [GUEDES 2009], existem diversos parâmetros de QoS para caracterizar uma rede de computadores e a disseminação de conteúdo multimídia, tais parâmetros como *Throughput*, *Jitter*, Perda de Pacotes e Dados Transferidos.

Os parâmetros aplicados neste trabalho para a classificação do conteúdo multimídia em rede VPN foram determinados pela utilização de técnica de mineração de dados, usando a ferramenta Bayesware Discoverer [BAYESWARE, 2000]. Este software foi utilizado para determinar o valor mínimo e máximo de cada classificação dos parâmetros em Alto QoS, Médio QoS e Baixo QoS, utilizando métricas: Perda de Pacotes, *Jitter*, *Throughput* e Dados Transferidos.

3. Multilayer Perceptron

Uma RNA (Rede Neural Artificial) pode ser definida como sendo estrutura de rede, passível de implementação em dispositivos eletrônicos, composta por um número de unidades interconectadas (neurônios artificiais), os neurônios artificiais recebem essa denominação porque foram originados a partir de um modelo matemático de um neurônio biológico; a principal propriedade desta arquitetura é a sua capacidade de aproximação universal e de aprendizado [FERNANDES 2008].

A Multilayer Perceptron é uma extensão do Perceptron simples, capaz de trabalhar com problemas não-linearmente separáveis. Este avanço foi possível através da utilização de, pelo menos, uma camada entre a entrada e a saída. Nas redes MLP, cada camada tem sua função determinada. A camada intermediária enviar estímulos para camada de saída, essa camada realiza cálculos necessários para construir um padrão que será a resposta. A função das camadas intermediárias é extrair características. Seus pesos são um código de características apresentadas nos padrões de entrada permitindo que a rede crie sua representação, mais rica e complexa.

Neste trabalho, foram coletadas 150 amostras, usando quatro medidas na rede VPN, Dados Transferidos, Perda de Pacotes, *Throughput* e *Jitter*. Os dados foram divididos em dados de treino e de validação, além do desenvolvimento da rede MLP para estabelecer a relação entre as métricas variando o número de neurônios na camada escondida.

4. Experimentos e Resultados

Esta seção descreve as simulações realizadas neste artigo, assim como os resultados obtidos. Para isso, foram avaliadas métricas de desempenho em um cenário composto por quatro computadores Itautec com processadores Intel Celeron 1.73GHz e 1GB de memória RAM conectados a um servidor de mesma configuração. Tal cenário pode ser observado na Figura 1.

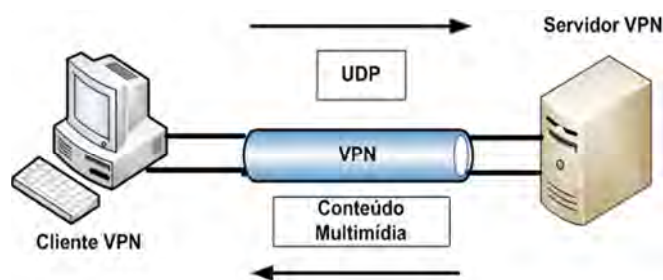


Figura 1. Cenário do experimento.

No experimento realizado foi implementada uma rede VPN e analisado o desempenho desta rede utilizando testes com tráfego multimídia e sem tráfego multimídia. As medições foram realizadas utilizando o software *iperf* [SCHRODER 2008] variando o número de clientes, com o objetivo de avaliar com maior precisão os resultados dos experimentos.

As estações clientes executavam um arquivo de vídeo que estava armazenado no servidor simultaneamente e a partir do *iperf* foram adicionados no tráfego da VPN datagramas UDP para análise do comportamento das métricas. As informações com o desempenho da rede chegavam ao servidor, no qual foram analisadas.

O Servidor VPN é responsável por realizar toda a distribuição das tarefas e o monitoramento do desempenho dos clientes. Neste sentido, ele realiza o monitoramento das falhas que podem ocorrer e o direcionamento da carga de processamento, caso haja alguma indisponibilidade, o que garante verificar o comportamento do VPN a partir das métricas de desempenho aplicadas.

Tabela 1. Medidas estatísticas para os parâmetros de QoS medidos no experimento.

	Média	Desvio Padrão	Variância	Intervalo de Confiança
Sem Tráfego Multimídia				
Dados Transferidos (MB)	0,706	0,401	0,161	0,706±0,064
Throughput (MB/s)	1,001	0,151	0,023	1,001±0,024
Jitter (ms)	4,410	1,183	1,400	4,410±0,189
Perda de Pacotes	387,473	284,893	81163,875	387,473±45,591
Com Tráfego Multimídia				
Dados Transferidos (MB)	0,726	0,451	0,203	0,726±0,072
Throughput (MB/s)	1,050	0,096	0,009	1,050±0,015
Jitter (ms)	4,542	1,413	1,997	4,542±0,226
Perda de Pacotes	401,567	320,811	102919,388	401,567±51,339

A Tabela 1 apresenta os dados da média, desvio padrão, variância e intervalo de confiança com e sem tráfego multimídia, considerando um nível de confiança de 95% para as métricas do experimento realizado.

A partir dos dados medidos no experimento, o banco de dados foi dividido em dados de treino e de validação, conforme as 50 medidas de amostra para os 3 tipos de classificações da rede que chamamos de Alto, Médio e Baixo QoS. Constituindo 35 padrões de classificação para treino e 15 padrões de classificação para validação. Após o tratamento dos padrões de treino e validação, desenvolveu-se a rede MLP para a classificação.

Na simulação da rede MLP foram realizados 50 treinos, variando o número de neurônios na camada escondida, com o intuito de determinar a melhor topologia baseado na análise da percentagem de acerto da rede MLP para os dados de treino e validação. A Tabela 2 apresenta os dados da rede MLP variando o número de neurônios na camada escondida, obtendo-se o erro para dados de treino e validação, além da porcentagem de erro para a rede MLP sem e com tráfego multimídia.

Tabela 2. Dados da Rede MLP sem e com tráfego multimídia.

	<i>Sem Tráfego Multimídia</i>			<i>Com Tráfego Multimídia</i>		
	RNA 1	RNA 2	RNA 3	RNA 1	RNA 2	RNA 3
Nº de Entradas	4	4	4	4	4	4
Nº de Neurônios na Camada Escondida	1	5	10	1	5	10
Erro para os Dados de Treino	0,2292	0,0429	0,0748	0,0770	0,0435	0,0291
Erro para os Dados de Validação	0,1742	0,1264	0,1486	0,0915	0,0473	0,0302
Porcentagem de Erro	20 %	13,33 %	17,78 %	15,56 %	4,44 %	2,22%

Nota-se no experimento, que o melhor caso sem tráfego multimídia foi a RNA 2, com porcentagem de erro de 13,33 %, com 5 neurônios na camada escondida e baixo índice de erro comparado ao pior caso, conforme os dados apresentados na Tabela 2. A rede MLP classificou 31,43 % em Alto QoS, 35,24 % em Médio QoS e 33,33 % em Baixo QoS nos dados de treino.

A Figura 2 (a) ilustra a distribuição da classificação de QoS sem tráfego multimídia para o melhor caso da rede MLP (RNA 2), neste gráfico observa-se que a classificação do QoS é maior em Médio QoS, comparando as métricas entre *Jitter* e Perda de Pacotes. Na Figura 2 (b) pode-se observar a relação da Perda de Pacotes e o *Throughput* baseada na porcentagem de erro do melhor caso (RNA 2) para a distribuição da classificação sem tráfego multimídia, a classificação após o treino apresentou uma distribuição com maior proporção em Médio QoS.

Para o melhor caso com tráfego multimídia, a rede MLP que apresentou menor porcentagem de erro foi a RNA 3, com 2,22 %, contendo 10 neurônios na camada escondida, conforme apresentado Tabela 2. Durante esse processo de treinamento é possível observar que a rede MLP (RNA 3) classificou 33,33 % em Alto QoS, 33,33 % em Médio QoS e 33,33 % em Baixo QoS nos dados de treino, uma distribuição uniforme entre os dados treinados entre Alto, Médio e Baixo QoS.

A distribuição da classificação de QoS com tráfego multimídia para o melhor caso da rede MLP (RNA 3), comparando as métricas entre *Jitter* e Perda de Pacotes é apresentada na Figura 3 (a), nota-se após o treinamento da rede MLP uma distribuição bem definida entre Alto, Médio e Baixo QoS, devido a rede apresentar um erro extremamente baixo comparado as demais redes treinadas. A Figura 3 (b) mostra a distribuição da classificação de QoS com tráfego multimídia para o melhor caso da rede MLP (RNA 3), comparando as métricas Perda de Pacotes e *Throughput*, observa-se novamente uma distribuição uniforme da classificação em Alto, Médio e Baixo QoS, como esperado pelos dados de treino e validação da rede MLP.

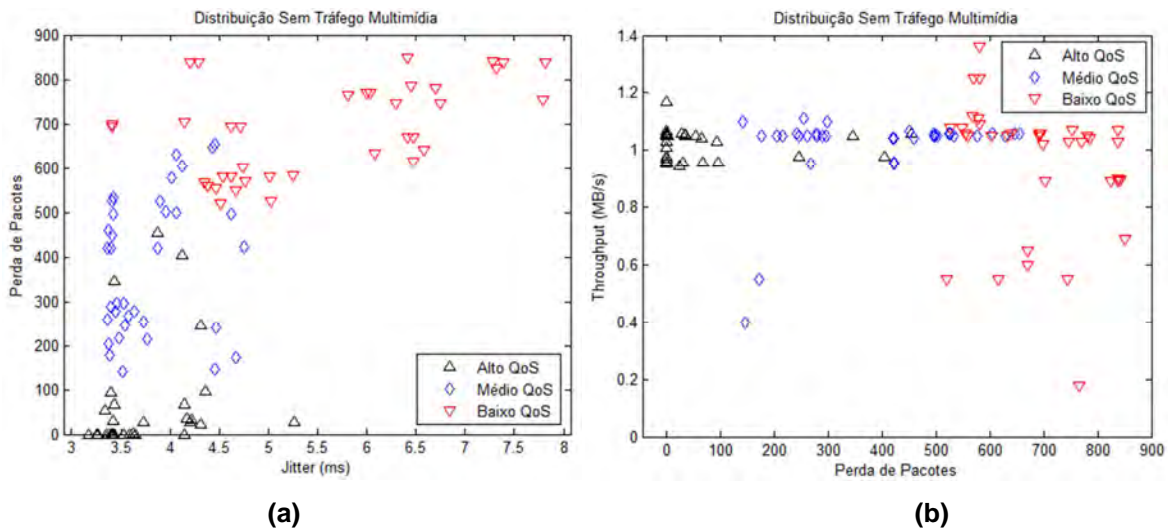


Figura 2. Rede MLP (RNA 2) sem tráfego multimídia: (a) Melhor caso Jitter x Perda de Pacotes (b) Melhor caso Perda de Pacotes x Throughput.

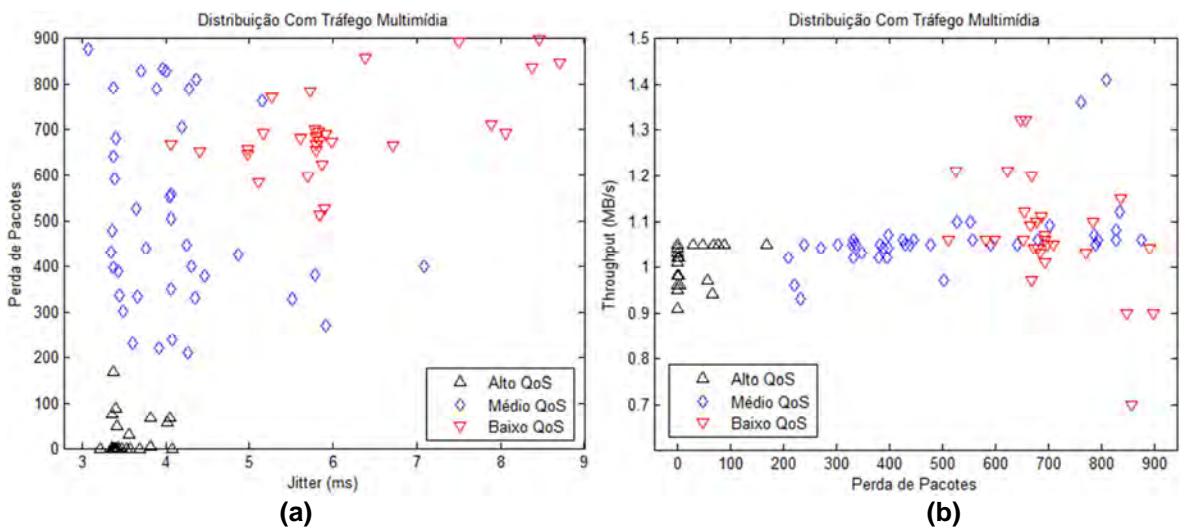


Figura 3. Rede MLP (RNA 3) com tráfego multimídia: (a) Melhor caso Jitter x Perda de Pacotes (b) Melhor caso Perda de Pacotes x Throughput.

5. Conclusões

Neste artigo é proposta uma análise de uma rede VPN, composta por um Servidor VPN, estações clientes VPN, parâmetros de QoS e redes neurais. Esta rede foi avaliada utilizando como base métricas de desempenho, tais como: *Throughput*, *Jitter* e Perda de Pacotes.

Foi utilizado no experimento uma das técnicas de redes neurais MLP (MultiLayer Perceptron), com isso foi possível prever o comportamento de uma rede VPN, através da classificação em Alto, Médio e Baixo QoS. A rede MLP apresentou um melhor caso para a RNA 2 sem tráfego multimídia apresentando 13,33 % de erro e um melhor caso da RNA 3 com tráfego multimídia apresentando 2,22 % de erro.

Desta forma, confirma-se a utilização da rede MLP para a classificação de QoS em conteúdo multimídia, apresentando bons resultados quando relacionados aos erros de dados de treinos e validação nas métricas de QoS para a rede VPN.

6. Referências

- Bayesware Discoverer (2000), Bayesware Limited. <http://bayesware-discoverer-trial-version.software.informer.com/> Acessado em: 15 de jan de 2013.
- Dias, M. M. ; Silva Filho, L. A. ; Betini, R. C. ; Ramos, E. M. L. S. (2008). “A Utilização de Software Livre na Análise de QoS em Redes IP Utilizando Mineração de Dados.” IX Workshop de Software Livre, Porto Alegre - RS.
- Fernandes, Anita Maria da Rocha. (2008) “Inteligência Artificial: Noções gerais” -3 imp. Florianópolis: Visual Books, 2008.
- Gomes, Rafael Lopes, Júnior, José Jailton, Júnior, Waldir Moreira, Abelém, Antônio Jorge (2009) “QoE and QoS in Wireless Mesh Networks” Federal University of Pará, Belém, Pará, Brazil and Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores (INESC) Porto, Portugal. IEEE Latin-American Conference on Communications (IEEE LatinCom 2009).
- Gómez, Gerardo, González, Javier Poncela, Aguayo-Torres, Mari Carmen, Muñoz, José Tomás Entrambasaguas (2010) “QoS Modeling for End-to-End Performance Evaluation over Networks with Wireless Access” EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking Volume 2010.
- Guedes, Bruno Miguel Marcos (2009) “Application layer QoS support for video services”, Dissertação de Mestrado Bolonha em Engenharia de Redes de Comunicações. Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.
- Lage, Gustavo Vieira (2009) “Utilização de técnicas de Mineração de Dados para análise de marcações na Web.” Trabalho de Conclusão de Curso. Pontifícia Universidade Católica De Minas Gerais.
- Schroder, Carla (2008) “Measure Network Performance with iperf” <http://www.enterprisenetworkingplanet.com/netos/article.php/3657236/Measure-Network-Performance-with-iperf.htm>, Acessado em: 10 de Jan de 2013.
- Y. Bai, Chu Y., Ito e MR (2011) "Dynamic end-to-end QoS support for video over the Internet" AEU - International Journal of Electronics and Communications, In Press, Corrected Proof, Available online 20 January 2011.