

Modelos Neuro-Adaptados para Predição de Rádio-Propagação em Ambientes Florestais

Fábio Mendes Soares, André Mendes Cavalcante, Gervásio P. S. Cavalcante e João Crisóstomo W. A. Costa
Universidade Federal do Pará, Laboratório de Eletromagnetismo Aplicado, Belém, PA, 66.075-900, Brasil

Resumo—Neste artigo, alguns modelos clássicos de propagação de ondas para ambientes florestais são otimizados através de uma metodologia designada de neuro-adaptação. Nesta abordagem, os modelos clássicos são primeiramente adaptados (ajustados) com base em campanhas de medições, sendo posteriormente combinados em paralelo a uma rede neural artificial (RNA) para prever a perda de propagação de ondas. A validação dos novos modelos desenvolvidos é realizada com base no cálculo de erros entre as predições e as medidas, tendo como enfoque a dependência do sinal recebido (perda associada) com a distância entre transmissor e receptor.

Palavras-chaves—Modelos de propagação, propagação em florestas, redes neurais artificiais.

I. INTRODUÇÃO

A predição da perda de propagação de ondas é a base para muitos cálculos no planejamento dos modernos sistemas de comunicação sem-fio [1]. Entretanto, em certos ambientes de grande interesse prático, como é o caso de ambientes florestais, esta modelagem da perda de propagação se apresenta como um problema eletromagnético extremamente complexo. Esta complexidade está associada principalmente pelo fato da onda eletromagnética transmitida em tais ambientes sofrer diversos efeitos (atenuação, espalhamento, absorção, etc...) que dependem de diversos parâmetros, tais como: frequência, altura das antenas, propriedades elétricas dos meios (solo, floresta, ar), condições atmosféricas, não homogeneidade da vegetação, movimento das árvores devido a velocidade do vento, densidade de troncos, densidade de folhas, etc. Assim, no sentido de modelar o comportamento do sinal em ambientes florestais, alguns estudos têm sido feitos de forma a estabelecer um modelo analítico que se aproxime das situações observadas na prática. Dentre as abordagens clássicas que se referem a estes estudos, pode-se destacar os modelos de Bertoni [1], Tamir [2], Tewari *et al.* [3], Kovács *et al.* [4] e Cavalcante *et al.* [5]. Além destes modelos tradicionais, pode-se também destacar o modelo de Chinguto [6], que foi recentemente desenvolvido baseado em medidas de campo realizadas na floresta amazônica. Apesar de existirem uma relativa variedade de modelos de propagação em florestas baseados em fundamentos teóricos e/ou experimentais, é reconhecido que os mesmos perdem eficiência quando aplicados em ambientes com características relativamente diferentes das quais os mesmos foram originalmente desenvolvidos. Uma tentativa no sentido contornar este problema e adaptar os

modelos a um determinado ambiente florestal, é fazer um ajuste paramétrico de seus coeficientes através de campanha de medições realizadas no ambiente de interesse. Modelos seguindo esta metodologia foram denominados neste trabalho de “modelos adaptados”. Apesar desta classe de modelos apresentar um melhor desempenho em relação ao dos modelos originais, geralmente possui a deficiência de representar a perda de propagação por funções que são monotonicamente crescentes com a distância. Desta forma, tais modelos não podem realizar com precisão o mapeamento não-linear dos sinais de rádio em ambientes florestais, que são aleatórios e não-lineares [7]. Neste contexto, este trabalho propõe uma nova classe de modelos de predição de perdas, denominados de modelos “neuro-adaptados” (ou “híbridos”). Tal classe é constituída de um modelo adaptado em paralelo com uma rede neural artificial. Nesta abordagem, a rede neural utilizada tem a função de compensar o erro do modelo adaptado em relação aos dados obtidos na campanha de medições. Dessa forma, o modelo neuro-adaptado terá a capacidade de prever as não linearidades que são intrínsecas do ambiente e do próprio sistema de comunicação. Assim, com uma predição mais eficiente da perda de propagação do sinal eletromagnético em uma floresta, pode-se prever a cobertura e alguns parâmetros de qualidade de serviço (QoS) de forma mais efetiva.

O artigo está organizado como segue: Seção II apresenta os modelos clássicos de propagação em floresta que foram adaptados. Seção III descreve as estruturas das redes neurais artificiais utilizadas nos modelos propostos. Seção IV apresenta a nova classe de modelos neuro-adaptados. Seção V descreve a campanha de medições utilizadas para ajuste e teste dos modelos apresentados. Os resultados das simulações para validar e avaliar os modelos propostos foram feitos na Seção VI. Por fim, as conclusões do trabalho são feitas na Seção VII.

II. MODELOS ADAPTADOS

Os modelos adaptados são implementados a partir dos modelos clássicos pelo ajuste (adaptação) de seus coeficientes em relação à medidas de campo através da técnica do erro médio quadrático mínimo. A principal vantagem dessa abordagem é o fato da mesma “encapsular” alguns parâmetros de entrada do modelo, evitando assim, problemas referentes ao mal dimensionamento dos mesmos, que podem levar a erros consideráveis de predição.

Assim como as suas versões originais, os modelos adaptados possuem a vantagem de requererem baixos recursos computacionais e a desvantagem de não serem capazes de contabilizar os efeitos não-lineares presentes na propagação de ondas em meios florestais.

André Mendes Cavalcante, amc@ufpa.br, Fábio Mendes Soares, fabiomsbr@yahoo.com.br, Gervásio P. S. Cavalcante, gervasio@ufpa.br, João Crisóstomo W. A. Costa, jweyl@ufpa.br. Tel/Fax: +55 91 3183-1634.

Este artigo foi parcialmente financiado pelo CNPq.

A seguir são mostrados os modelos adaptados para ambientes florestais que foram considerados neste trabalho:

- **Modelo Adaptado de Bertoni:** Considerando o modelo de Bertoni [1] para o caso onde o transmissor e o receptor não estão imersos no meio florestal, tem-se a seguinte adaptação:

$$L_{B_{adapt}}[dB] = C_0 + C_1 \log R + C_2 \log |\chi| + C_3 \log (H_F - h_r) + C_4 \log f + C_5 \log \rho + C_6 \log (h_t - H_F) \quad (1)$$

onde R é a distância entre o transmissor e o receptor [m], f é a frequência [MHz], h_t é a altura da antena transmissora, h_r é a altura da antena receptora, H_F é a altura média da floresta e χ é o parâmetro polarizabilidade da floresta, conforme definido em [1].

- **Modelo Adaptado de Tewari, Swarup e Roy:** Para o modelo original de Tewari, Swarup e Roy [3] foi realizada a seguinte adaptação:

$$L_{TSR_{adapt}}[dB] = C_0 + C_1 \log f + C_2 \log R + C_3 \log h_t h_r + C_4 \log L_f \quad (2)$$

onde L_f é a perda associada a vegetação, sendo definida em [3] para a polarização vertical e horizontal. Os demais parâmetros são os mesmos apresentados para o modelo de Bertoni.

- **Modelo Adaptado de Kovács, Eggers e Olesen:** Baseado no modelo apresentado por Kovacs *et al.* [4], a adaptação foi realizada da seguinte forma:

$$L_{KEO_{adapt}}[dB] = C_0 + C_1 \log R + C_2 d \log R + C_3 \log f + C_4 \alpha R \quad (3)$$

onde d e α são parâmetros empíricos definidos em [4] e que estão associados às atenuações devido ao ar e ao meio florestal. Os demais parâmetros são os mesmos apresentados para o modelo de Bertoni.

- **Modelo Adaptado de Cavalcante, Sanches e Oliveira:** O modelo original de Cavalcante *et al.* [5] foi adaptado com a seguinte estrutura:

$$L_{CSO_{adapt}}[dB] = C_0 + C_1 \log R - C_2 \log F_0 - C_3 \log F_1 - C_4 \log F_2 \quad (4)$$

com

$$F_0 = \left(\frac{R + 3.5}{R + 12} \right);$$

$$F_1 = \left[5 + \left(\frac{|R_{rua}|}{V_r} \right)^2 \right]$$

$$F_2 = \left[\frac{\left(\frac{1}{|V_{BM}|} \right)^2 - \left(\frac{R_f}{|V_{BCM}|} \right)^2}{\left(\frac{1}{|V_{BM'}|} \right)^2 - \left(\frac{R_f}{|V_{BCM'}|} \right)^2} \right]$$

onde R_f e R_{rua} são os coeficientes de reflexão de Frenel para a floresta e a rua, respectivamente. Os parâmetros V_r , V_{BM} , $V_{BM'}$, V_{BCM} e $V_{BCM'}$ são conforme definidos em [5], e R sendo o mesmo apresentado para o modelo de Bertoni.

- **Modelo Adaptado de Chinguto:** O modelo apresentado por Chinguto em [6] foi adaptado da seguinte forma:

$$L_{C_{adapt}}[dB] = C_0 + C_1 \log f + C_2 \log \left[\frac{Ae^{-\alpha R}}{R} + \frac{B}{R^2} \right] \quad (5)$$

onde A , B e α são coeficientes definidos em [6] e que foram determinados através de ajustes com medidas de campo. Os demais parâmetros são os mesmos apresentados para o modelo de Bertoni.

Os coeficientes C_0, C_1, \dots, C_n para cada modelo adaptado são determinados para fornecerem o menor erro entre as previsões providas pelos mesmos e os valores medidos na campanha de medições. Os parâmetros de entrada para cada modelo para a realização desta adaptação são baseados nos parâmetros reais da campanha de medições e por observações presenciais no ambiente de interesse.

III. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS - RNA

As Redes Neurais Artificiais constituem em um novo paradigma na representação de fenômenos naturais que possuem modelagem complexa [8], justamente o caso da modelagem da propagação de ondas em florestas. Sua estrutura é basicamente formada por um conjunto de elementos processadores denominados de neurônios, que são ligados através de interconexões denominadas de pesos. Esses pesos possibilitam o aprendizado de informações que são fornecidas através dos canais de entrada da rede neural, e as armazena [8]. A organização dos neurônios em camadas e suas interconexões definem a arquitetura da rede. A Fig.1 exemplifica a arquitetura de uma rede neural artificial de três camadas. A saída da rede é obtida através da combinação das entradas com os pesos de acordo com as interconexões dos neurônios, sendo fornecida nos respectivos canais de saída da rede.

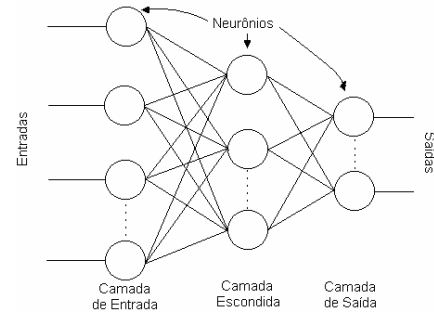


Fig. 1. Rede Neural Artificial com 3 camadas.

A arquitetura de rede adotada neste trabalho possui 3 camadas: uma camada de entrada com 9 neurônios, uma camada intermediária (camada escondida) com 12 neurônios e uma camada de saída com apenas 1 neurônio. Os 9 neurônios de entrada recebem informação da distância entre transmissor e receptor, enquanto a saída fornece a estimativa do erro do modelo adaptado considerado em relação às medidas de campo obtidas, este será o par de treinamento da rede neural que será treinada com o algoritmo de “aprendizado com a

natureza” [9]. Este algoritmo consiste na escolha aleatória dos pesos, e a na verificação do desempenho da rede após esta escolha. Caso o erro global da rede seja inferior, os pesos escolhidos são adotados, caso contrário, são mantidos os pesos atuais. A adoção desta abordagem de aprendizado se deu principalmente em virtude de sua rapidez de convergência nos casos empregados.

IV. MODELOS NEURO-ADAPTADOS (HÍBRIDOS)

Uma nova classe de modelos de predição é proposta através do processamento em paralelo dos modelos adaptados e as redes neurais artificiais. Esta nova abordagem é implementada sobre uma mesma base de dados da região de interesse (dados coletados em uma das rotas da campanha de medições, detalhes na Secção V), que é usada tanto para ajustar os modelos adaptados quanto para treinar as redes neurais. Um esquema representativo do modelo híbrido de predição é mostrado na Fig.2.

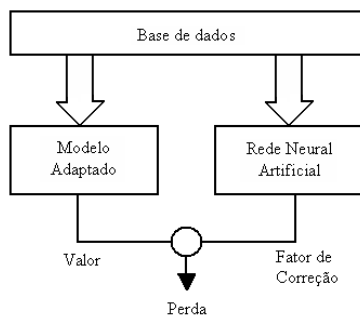


Fig. 2. Estrutura do Modelo Neuro-Adaptado (Híbrido) de predição.

Os modelos de predição adaptados e as redes neurais artificiais quando operando isoladamente podem não apresentar um bom desempenho, as rede por ficarem “viciadas” nos pontos de treinamento, e os modelos pela incapacidade de realizarem o mapeamento não-linear que descrevem os sinais de rádio devido sua natureza estocástica [7]. Dessa forma, a combinação em paralelo dessas duas técnicas pode-se obter uma melhora de desempenho, unindo-se as vantagens de ambas.

V. CAMPANHA DE MEDIÇÕES

Para a validação da metodologia proposta uma campanha de medições foi realizada em uma área suburbana da cidade de Marituba, à aproximadamente 20 km de Belém-PA. Esse ambiente apresenta prédios baixos, ruas estreitas e áreas densamente arborizadas com vegetação típica da Floresta Amazônica, conforme mostrado na Fig.3.

A antena transmissora utilizada nas medições foi uma omnidirecional com ganho de 2 dBi, que irradiava uma onda CW com 22 dBm de potência na frequência de 890,43 MHz. Esta antena foi fixada em uma torre de uma operadora celular local em três configurações de altura: 14 m, 44 m e 70 m. Estas configurações foram adotadas para melhor se estudar o efeito das árvores sobre a perda no sinal recebido. A antena receptora móvel utilizada foi uma omnidirecional de ganho 3 dBi, fixada sobre um carro que se deslocou ao longo de duas



Fig. 3. Vista, a 70 m de altura, do ambiente de medição (cidade de Marituba).

rotas predefinidas na área de cobertura de interesse. Tais rotas foram chamadas de rota 1 e rota 2 e são mostradas na Fig.4.

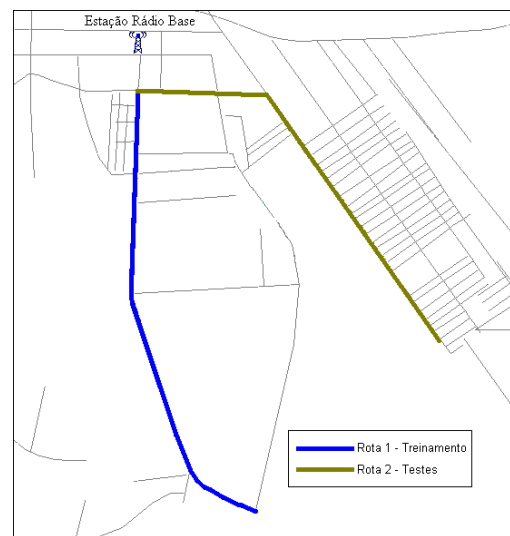


Fig. 4. Rotas de Medição (rota 1 e rota 2).

A potência recebida e as coordenadas geográficas dos dados foram armazenadas em um *notebook* equipado com um programa de aquisição e armazenamento de dados. Um processo de pós-processamento foi realizado para organizar os dados das rotas segundo grupos de anéis centrados na estação rádio base com passos de 50 m, sendo calculado então, a média da perda para cada anel. Ao fim deste processo, formou-se um conjunto de dados para a rota 1, que foi usado para o ajuste dos coeficientes dos modelos adaptados e para o treinamento das redes neurais artificiais, e um conjunto para a rota 2, utilizado para validar os modelos neuro-adaptados propostos.

A Tabela I mostra parâmetros adicionais que foram observados na campanha de medições e que são necessários como dados de entrada em alguns modelos adaptados.

TABELA I

PARÂMETROS ADOTADOS PARA AJUSTE DOS MODELOS

Parâmetro	Valor
Altura média dos troncos (H_t)	4 m
Altura média da vegetação (H_v)	7 m
Altura do Rx (h_r)	1,7 m
Distância do Rx em relação à floresta (d_r)	6 m

VI. RESULTADOS

Nesta seção será feita a avaliação dos resultados obtidos para os novos modelos propostos nas duas rotas (rota 1 e rota2) da campanha de medições realizada na cidade de Marituba. Por motivos de falta de espaço, mas sem perda da generalidade, apenas os resultados gráficos para o caso com a antena transmissora a uma altura de 70 m serão mostrados.

As Figs. 5, 6 e 7 mostram os gráficos para a rota 1 (rota de treinamento) da perda média de propagação predita pelos modelos clássicos, adaptados e neuro-adaptados, respectivamente, em função da distância entre transmissor e receptor. Através destas é possível evidenciar perfeitamente o ganho de eficiência obtido pelos modelos adaptados e neuro-adaptados em relação aos modelos clássicos. Entretanto, este resultado já era esperado, visto que os dados da rota utilizada foram usados como treinamento das redes neurais artificiais que compõem os modelos neuro-adaptados de predição e serviram como base de dados para a modelagem e determinação dos coeficientes dos modelos de predição adaptados.

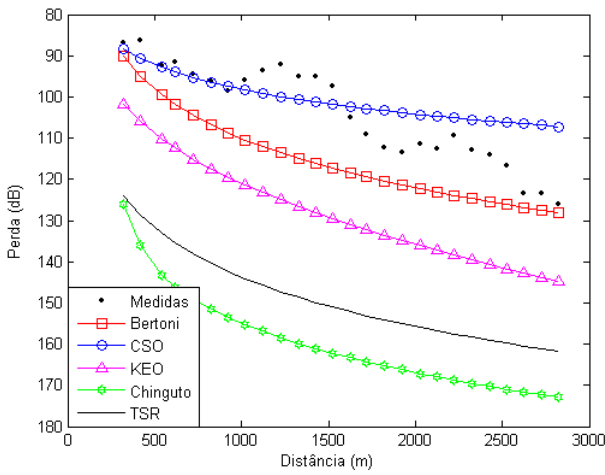


Fig. 5. Perda de propagação dos modelos clássicos para a rota 1.

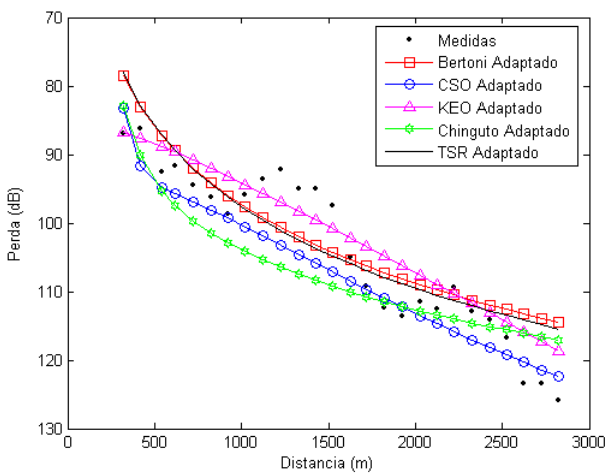


Fig. 6. Perda de propagação dos modelos adaptados para a rota 1.

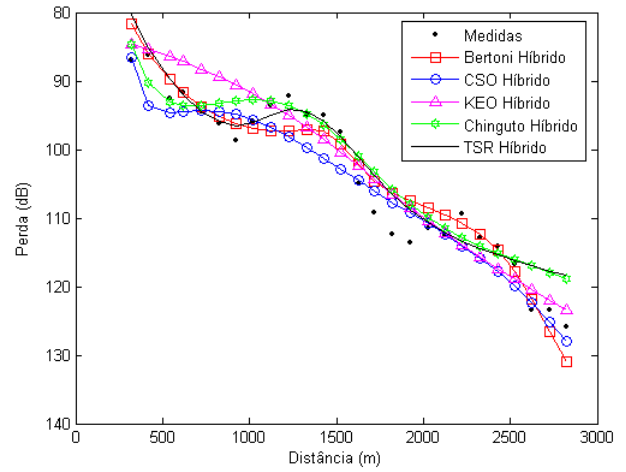


Fig. 7. Perda de propagação dos modelos neuro-adaptados para a rota 1.

As Figs. 8, 9 e 10 mostram os gráficos para a rota 2 (rota de testes) da perda média de propagação predita pelos modelos clássicos, adaptados e neuro-adaptados, respectivamente, em função da distância entre transmissor e receptor. Apesar dos dados dessa rota serem diferentes dos quais foram usados para a adaptação dos modelos clássicos, e de serem totalmente desconhecidos para as redes neurais que compõem os modelos neuro-adaptados, o ganho de eficiência obtido pelos mesmos em relação aos modelos clássicos ainda sim ficou evidente.

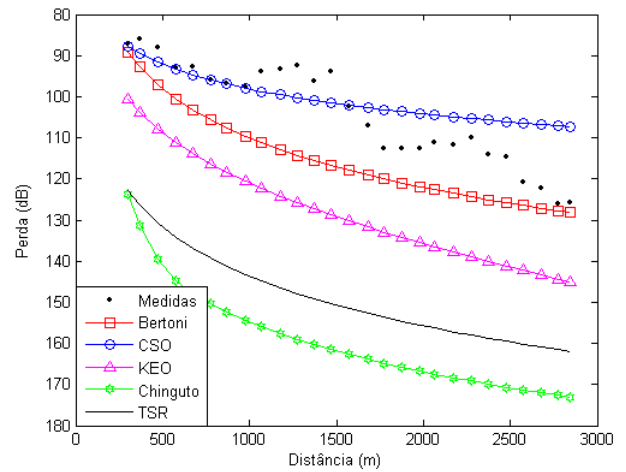


Fig. 8. Perda de propagação dos modelos clássicos para a rota 2.

A Tabelas II e III mostram a análise estatística do erro (em dB) dos modelos considerados para a rota 1 (rota de treinamento) e para a rota 2 (rota de testes), respectivamente. É importante ressaltar que os valores apresentados nestas tabelas são referentes aos erros globais encontrados para os três casos de altura da antena transmissora (14 m, 44 m e 70 m de altura).

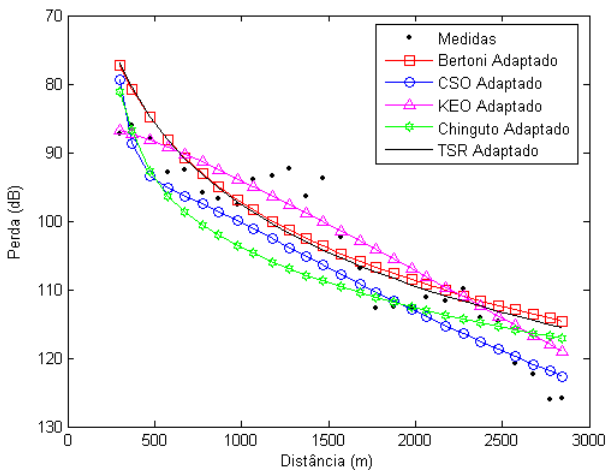


Fig. 9. Perda de propagação dos modelos adaptados para a rota 2.

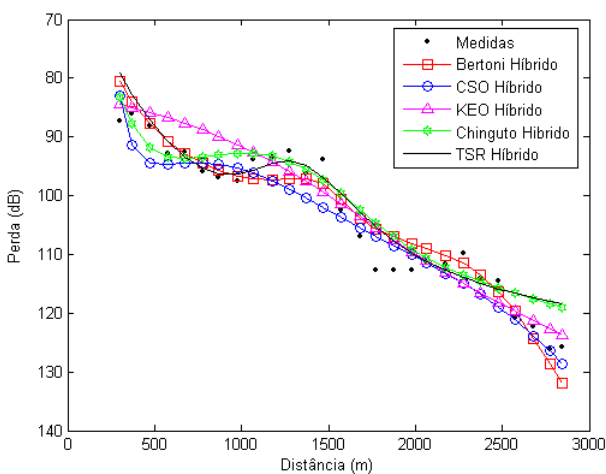


Fig. 10. Perda de propagação dos modelos neuro-adaptados para a rota 2.

Através dos resultados apresentados, pode-se observar um melhor desempenho dos modelos de propagação em florestas neuro-adaptados em relação às suas versões originais e adaptadas, mesmo para a rota 2, onde os dados dessa rota são totalmente desconhecidos para as redes neurais que compõem esses modelos. Este desempenho superior deve-se ao acréscimo das não-linearidades dada aos modelos adaptados de predição através das redes neurais artificiais.

VII. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi proposto uma nova classe de modelos de propagação para ambientes florestais, designados de modelos neuro-adaptados. Nesta abordagem, modelos clássicos de propagação em florestas (Bertoni, Twari, Kovács, Cavalcante e Chinguto) foram primeiramente adaptados (ajustados) com base em campanhas de medições realizadas em uma rota de treinamento, sendo posteriormente combinados em paralelo a uma rede neural artificial (RNA) para predizer a perda de propagação em uma rota de teste. Os resultados obtidos demonstram a eficiência da abordagem proposta.

TABELA II

ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ERRO PARA A ROTA 1 (TREINAMENTO)

Modelo	Erro Médio Absoluto [dB]	Desvio Padrão [dB]	Erro RMS [dB]
Bertoni Clássico	13,7698	5,28530	14,7493
Bertoni Adaptado	3,94733	2,99840	4,95704
Bertoni Híbrido	2,82429	2,05770	3,49441
TSR Clássico	45,8056	5,02006	46,0799
TSR Adaptado	3,91114	3,07779	4,97692
TSR Híbrido	1,96627	2,30457	3,02900
KEO Clássico	32,4566	8,32688	33,5077
KEO Adaptado	3,72370	2,54052	4,50780
KEO Híbrido	2,89747	2,04640	3,54720
CSO Clássico	8,78320	6,42977	10,8852
CSO Adaptado	5,83888	4,69346	7,49140
CSO Híbrido	2,96307	2,11233	3,63892
Chinguto Clássico	51,1790	8,43676	51,8697
Chinguto Adaptado	6,21223	4,72507	7,80501
Chinguto Híbrido	2,98390	2,29350	3,76348

TABELA III

ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ERRO PARA A ROTA 2 (TESTES)

Modelo	Erro Médio Absoluto [dB]	Desvio Padrão [dB]	Erro RMS [dB]
Bertoni Clássico	13,5163	5,37863	14,5471
Bertoni Adaptado	3,99925	3,15814	5,09587
Bertoni Híbrido	2,85885	2,19611	3,60499
TSR Clássico	45,5360	5,10423	45,8212
TSR Adaptado	3,94661	3,18442	5,07112
TSR Híbrido	2,03796	2,37373	3,1285
KEO Clássico	32,2394	8,34844	33,3028
KEO Adaptado	3,69819	2,60166	4,52164
KEO Híbrido	2,99984	2,12583	3,67671
CSO Clássico	8,90799	6,73153	11,1654
CSO Adaptado	5,97082	4,81538	7,67063
CSO Híbrido	2,94110	2,35661	3,76876
Chinguto Clássico	50,6767	8,70482	51,4189
Chinguto Adaptado	6,34288	4,85766	7,98931
Chinguto Híbrido	3,16523	2,29807	3,91150

REFERÊNCIAS

- [1] Bertoni, H. L., *Radio propagation for modern wireless systems*, Prentice-Hall - Wireless Communications Series, 2000.
- [2] Tamir, Theodoro., "On radio-wave propagation in forest environments," *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, vol. AP-15, pp. 806-817, 1967.
- [3] Tewari, R. K., Swarup, S. and Roy, M. N.N., "Radiowave propagation through rain forests of India," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, pp. 433-449, 1990.
- [4] Kovács, I.Z., Eggers, P.C.F. and Olesen, K., "Radio channel characterization for forest environments in the VHF and UHF frequency band," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, pp 1387-1391, 1999.
- [5] Cavalcante, G.P.S., Sanches, M.A.R., and Oliveira, R.A.N., "Mobile radio propagation along mixed paths in forest environments," *SBMO/IEEE MTT-S IMOC*, pp. 320-324, 1999.
- [6] Chinguto, S.M.G., "Propagação na floresta da Amazônia na faixa de frequência de 800 a 3000 MHz: análise aproximada do efeito da chuva e perda de transmissão na floresta," (*Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação - DEEC - UFPA*), Belém-PA, 2004.
- [7] Sanches, M.A.R. e Cavalcante, G.P.S., "Modelos neuro-adaptados para predição de radiopropagação em sistemas móveis terrestres," *Revista da Sociedade Brasileira de Telecomunicações*, Brasil, v. 16, n. 1, p. 11-15, 2001.
- [8] Haykin, S., *Redes Neurais*, 3ª Ed. Editora Bookman.
- [9] Monod, J., *Chance and Necessity: An Essay on the Natural Philosophy of Modern Biology*, New York, Alfred A. Knopf, 1971.