

MODELOS NEURO-ADAPTADOS PARA PREDIÇÃO DE RADIOPROPAÇÃO EM SISTEMAS MÓVEIS TERRESTRES

Mário Sanches e Gervásio Cavalcante

Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará — DEE-CT-UFPA
Av.: Augusto Corrêa N^o:01, CP:8619, CEP 66075-900 Belém/PA, Brasil

RESUMO

Este trabalho propõe um modelo híbrido de predição para a determinação da perda de propagação em ambiente móvel celular urbano. Este é constituído de uma rede neural artificial e um modelo empírico adaptado. Estes modelos foram implementados e testados a partir de uma campanha de medições realizada na área urbana da cidade de Belém do Pará. Os valores da intensidade média do sinal recebido nesta campanha foram comparados com os valores previstos pelos modelos empíricos adaptados e seus respectivos modelos híbridos, tendo como enfoque a dependência do sinal recebido com a distância entre transmissor e receptor.

1. INTRODUÇÃO

A predição campo é a base para muitos cálculos no planejamento de sistemas de comunicação móvel moderno.

Uma grande variedade de modelos empíricos de predição de intensidade de campo com fundamentos teóricos e experimentais, têm sido desenvolvidos para aplicações em cálculo de cobertura para sistemas de comunicações rádio-móveis. Entre eles estão os tradicionais modelos empíricos de Okumura-Hata, Walfisch-Bertoni, Maciel-Bertoni-Xia, Ibrahim-Parsons e uma classe de modelos mais recentemente desenvolvida, os modelos empíricos adaptados. Apesar de apresentarem um melhor desempenho em relação aos modelos empíricos tradicionais, estes modelos ainda apresentam uma deficiência, assim como os modelos empíricos tradicionais, estes modelos são expressos por funções que são monotonicamente decrescentes. Desta forma esses modelos não podem realizar o mapeamento não-linear que dos sinais de rádio, que são aleatórios e não-lineares.

Neste contexto este trabalho propõe uma nova classe de modelos de predição, os modelos híbridos. Estes modelos são constituídos de um modelo adaptado mais uma rede neural artificial operando em paralelo. A rede neural será treinada com os valores dos erros absolutos previstos por cada modelo empírico adaptado em relação aos valores da intensidade média do sinal obtidos em uma das rotas (rota 1) da campanha de medições, e terá a função de compensar o erro do modelo adaptado. Desta forma o modelo híbrido terá a capacidade prever as não linearidades que são intrínsecas do meio e do próprio sistema de comunicação.

O desempenho dos modelos híbridos serão comparados com os seus respectivos modelos adaptados de Okumura-Hata, Ibrahim-Parsons, Walfisch-Bertoni e Maciel-Bertoni-Xia, em termos de erro de predição (referido à campanha de medições) e tendo como enfoque a dependência do sinal recebido com a distância.

Nesta campanha o terminal móvel se deslocou, realizando

medições, ao longo de duas rotas predefinidas na área central de Belém, chamadas de rota 1 e rota 2, mostradas na Fig. 1.

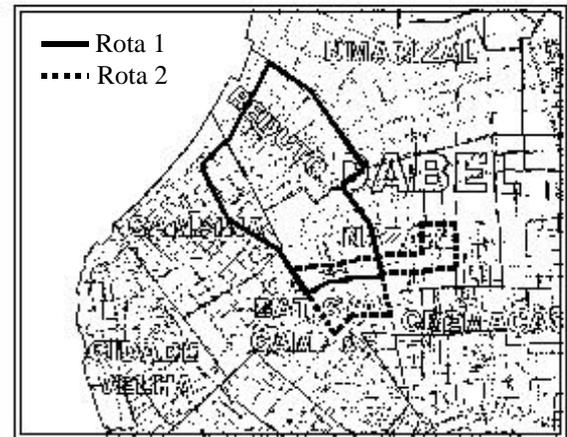


Fig. 1 – Rotas da campanha de medições

2. MODELOS EMPÍRICOS ADAPTADOS

Os modelos empíricos adaptados foram implementados a partir dos modelos empíricos de Okumura-Hata, Walfisch-Bertoni, Maciel-Bertoni-Xia e Ibrahim-Parsons, pela adaptação de seus coeficientes através da técnica do erro médio quadrático mínimo. Eles possuem uma vantagem, pois evitam o problema de classificações erradas ou de parâmetros mal definidos do local, que podem levar a erros consideráveis de predição.

Assim como os modelos empíricos convencionais eles possuem uma vantagem em relação ao tempo de computação e não requerem informações detalhadas da base de dados. Por outro lado não podem caracterizar precisamente o ambiente urbano devido à fatores não-lineares encontrados no meio.

A seguir são mostrados os modelos adaptados para área urbana utilizados neste trabalho:

Modelo de Okumura-Hata Adaptado

$$y = C_0 + C_1 \log(d) \quad (1)$$

Modelo de Walfisch-Bertoni Adaptado

$$y = C_0 + C_1 \log(d) + C_2 \cdot \log \left(1 + \frac{d^2}{17H} \right) \quad (2)$$

$$y = C_0 + C_1 \log(d) + C_2 \log\left(1 + \frac{d^2}{17hb}\right) + C_3 \log(Gb \cdot Q_e^2) \quad (3)$$

sendo Q_e dados por

$$Q_e = 2.35 \cdot \left[\arctan\left(\frac{hb}{1000 \cdot d}\right) \cdot \sqrt{\frac{s}{\epsilon}} \right]^{0.9} \quad (4)$$

Modelo de Ibrahim-Parsons Adaptado

$$y = C_0 + C_1 \cdot \log(1000 \cdot d) + C_2 \cdot d + C_3 \cdot d^2 \quad (5)$$

sendo $C_0, C_1, C_2, \dots, C_n$ os coeficientes adaptativos.

A Tabela I mostra os parâmetros utilizados na campanha de medições.

TABELA I
PARÂMETROS DA CAMPANHA DE MEDIÇÕES

Parâmetros	Símbolo	Valor
Frequência de operação	f	900 MHz
Altura da antena base (transmissora)	h_b	50 m
Altura da antena móvel (receptora)	h_m	3 m
Diferença entre h_b e h	H	20 m
Largura da rua	s	20 m
Potência transmitida	P	30 dBm
Ganho da antena base	G_b	2,14 dBi
Ganho da antena móvel	G_m	2,14 dBi

A Tabela II mostra uma análise comparativa entre os modelos empíricos de predição tradicionais e seus respectivos modelos adaptados, simulados com os parâmetros da Tabela I, com as medidas da intensidade de média de sinal obtidas na rota de teste (rota 2).

TABELA II
ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ERRO

MODELOS	Erro Médio Absoluto	Desvio Padrão	Erro rms
Okumura-Hata	4,42	2,63	5,14
Okumura-Hata *	4,05	2,91	4,99
Maciel-Bertoni-Xia	4,63	3,58	5,85
Maciel-Bertoni-Xia *	3,09	3,36	4,57
Ibrahim-Parsons	5,65	4,97	7,52
Ibrahim-Parsons *	3,45	3,51	4,92
Walfisch-Bertoni	8,48	5,58	10,15
Walfisch-Bertoni *	3,57	3,73	5,16

*modelo adaptado

Através da Tabela I observa-se que os modelos empíricos adaptados apresentam um melhor desempenho, principalmente os modelos adaptados de Ibrahim-Parsons e Maciel-Bertoni-Xia.

3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A partir de 1986 por ocasião da proposição do algoritmo de retropropagação de erro para treinamento de perceptrons de múltiplas camadas, as redes neurais artificiais passaram a ser utilizadas na síntese de mapeamentos complexos, ou seja, para problemas que não podem ser tratados apropriadamente por métodos analíticos. Geralmente sistemas físicos e outros sistemas não-lineares são descritos por funções complexas, e no caso da propagação de ondas eletromagnéticas em meio urbano esta função é desconhecida. Neste contexto uma rede neural pode ser utilizada para aproximar estas funções a partir de medidas reais obtidas no meio de interesse, neste caso o ambiente urbano.

Uma rede neural é formada por um conjunto de elementos processadores denominados de neurônios. Esses neurônios são ligados por interconexões denominadas pesos. Estes pesos possibilitam o aprendizado de informações que são fornecidas através dos canais de entrada da rede neural, e as armazena. Cada modelo híbrido será constituído de um modelo empírico adaptado e uma rede neural, que para efeito de comparação possuem a mesma arquitetura, assim temos a seguinte arquitetura da rede neural: 36 neurônios de entrada, 6 neurônios na camada intermediária e 1 neurônio na camada de saída. Os 36 neurônios de entrada recebem informação da distância entre transmissor e receptor, enquanto a saída fornece a estimativa do erro do modelo empírico adaptado considerado em relação as medidas de campo obtidas (rota 1), este será o par de treinamento da rede neural que será treinada com o algoritmo “backpropagation”. A Fig. 2 exemplifica a arquitetura da rede neural.

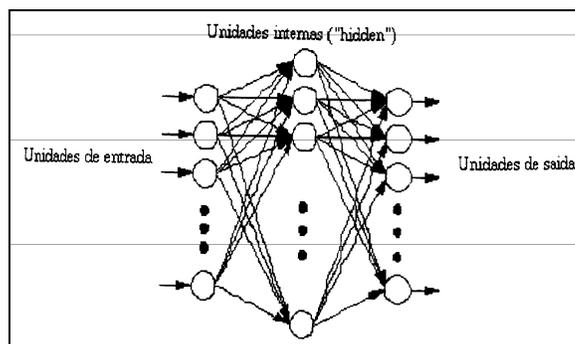


Fig. 2 - Rede Neural Artificial com 3 camadas

Neste trabalho as redes neurais serão usadas para realizar o mapeamento não-linear dos erros de predição dos modelos adaptados em função da distância entre transmissor e receptor.

4. MODELOS HÍBRIDOS

Uma nova classe de modelos de predição é implementada através do processamento paralelo dos modelos empíricos adaptados e as redes neurais artificiais. Tanto os modelos empíricos adaptados quanto as redes neurais artificiais são modelos adaptativos, por isso neste trabalho os modelos híbridos serão implementados a partir das medidas de campo de uma das rotas (rota 1) da base de dados da campanha de medições e posteriormente testados com as medidas de uma outra rota (rota 2)

da mesma base de dados da região de interesse. Um esquema representativo do modelo híbrido de predição é mostrado na Fig. 3.

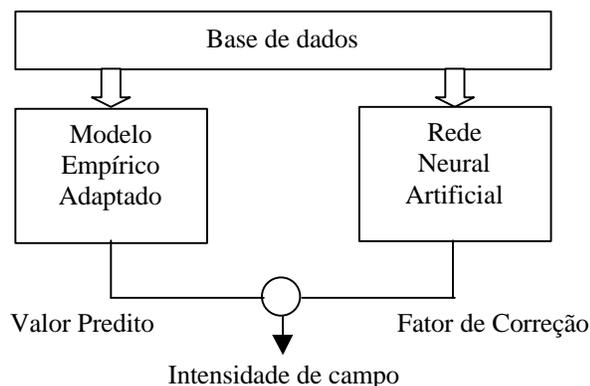


Fig. 3 – Estrutura do Modelo híbrido de predição

Os modelos empíricos de predição adaptados e as redes neurais artificiais quando operando isoladamente podem não apresentar um bom desempenho, estas por ficarem “viciadas” nos pontos de treinamento, aqueles pela incapacidade de realizarem o mapeamento não-linear que descrevem os sinais de rádio.

Através do processamento paralelo dessas duas técnicas pode-se obter uma melhora de desempenho, unindo-se as vantagens de ambas as técnicas.

5. RESULTADOS

A Tabela III mostra a análise estatística do erro para a rota 1 (rota de treinamento). Foi comparado o desempenho de cada modelo empírico adaptado e seu respectivo modelo híbrido em função da distância entre transmissor e receptor.

TABELA III
ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ERRO PARA A ROTA 1

MODELOS	Erro médio absoluto	Desvio Padrão	Erro rms
Okumura-Hata*	2,78	2,05	3,45
Okumura-Hata Híbrido	0	0	0
Maciel-Bertoni-Xia*	1,87	1,38	2,32
Maciel-Bertoni-Xia Híbrido	0	0	0
Ibrahim-Parsons*	1,94	1,50	2,45
Ibrahim-Parsons Híbrido	0	0	0
Walfisch-Bertoni*	1,93	1,57	2,49
Walfisch-Bertoni Híbrido	0	0	0

* modelo adaptado

Ainda não se pode avaliar os modelos híbridos pela Tabela III, pois os dados desta rota foram usados como par de treinamento das redes neurais que compõem os modelos híbridos de predição e adaptação dos coeficientes adaptativos dos modelos empíricos adaptados

A seguir são mostrados os gráficos para a rota 1 do sinal recebido na antena receptora previstos pelo modelo empírico adaptado considerado e seu respectivo modelo híbrido em função da distância entre receptor e transmissor.

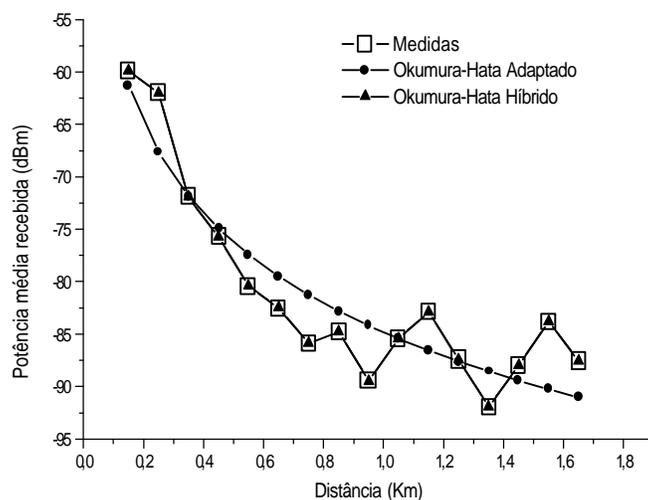


Fig. 4 - Modelo de Okumura-Hata

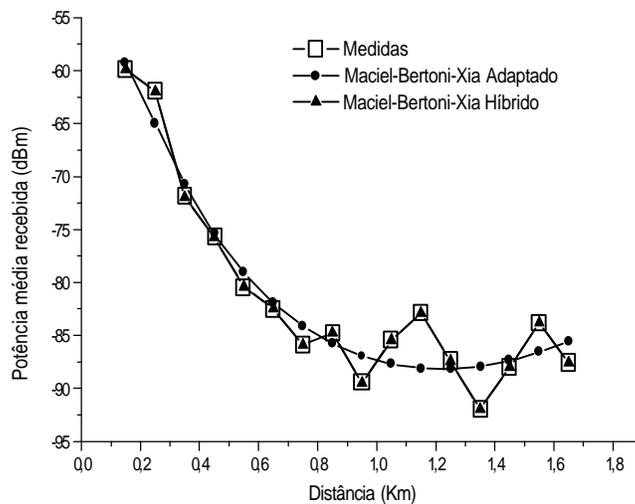


Fig. 5 - Modelo de Maciel-Bertoni-Xia

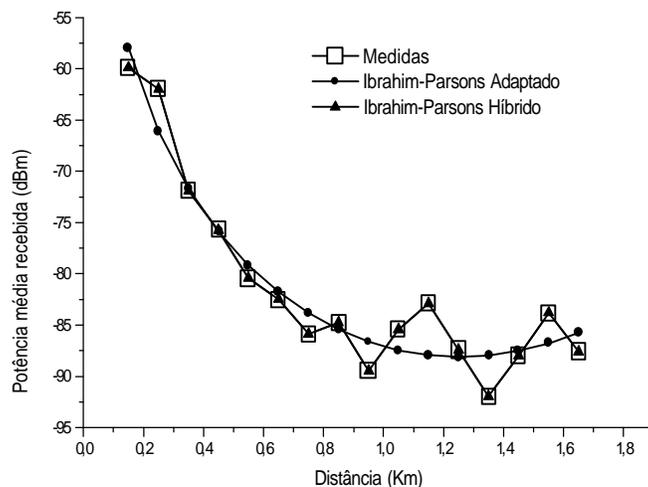


Fig. 6 - Modelo de Ibrahim-Parsons

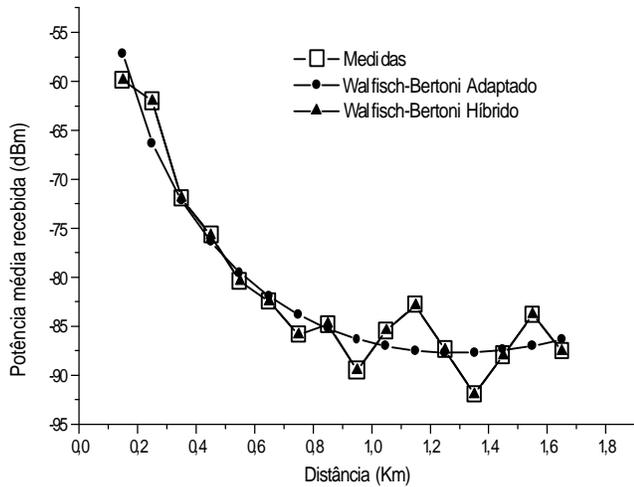


Fig. 7 - Modelo de Walfisch-Bertoni

Como pode-se observar na Tabela III e nos gráficos apresentados os modelos híbridos apresentaram um melhor desempenho em relação aos modelos empíricos adaptados, porém ainda não se pode validá-los, pois os mesmos foram treinados com a base de dados desta rota (rota 1). Para validá-los será feita uma análise estatística para uma segunda rota (rota 2), então será possível fazer uma análise comparativa do desempenho entre os modelos híbridos e os modelos adaptados predição.

A Tabela IV mostra a análise estatística do erro para a rota 2 (rota de teste). Foi comparado o desempenho de cada modelo empírico adaptado considerado e seu respectivo modelo híbrido em função da distância entre transmissor e receptor.

TABELA IV
ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ERRO PARA A ROTA 2

MODELOS	Erro médio absoluto	Desvio Padrão	Erro rms
Okumura-Hata*	4,05	2,91	4,99
Okumura-Hata Híbrido	2,75	2,30	3,59
Maciel-Bertoni-Xia*	3,09	3,36	4,57
Maciel-Bertoni-Xia Híbrido	2,81	2,96	4,08
Ibrahim-Parsons*	3,45	3,51	4,92
Ibrahim-Parsons Híbrido	2,93	2,70	3,99
Walfisch-Bertoni*	3,57	3,73	5,16
Walfisch-Bertoni Híbrido	3,21	3,06	4,44

* Modelo adaptado

Através da Tabela IV pode-se avaliar o desempenho dos modelos híbridos de predição, pois os dados desta rota são totalmente desconhecidos para as redes neurais que compõem os estes modelos. O melhor desempenho dos modelos híbridos de predição deve-se ao acréscimo das não-linearidades aos modelos empíricos adaptados através das redes neurais artificiais.

A seguir são mostrados os gráficos para a rota 2 do sinal recebido na antena receptora previstos pelo modelo empírico adaptado considerado e seu respectivo modelo híbrido em função da distância entre receptor e transmissor.

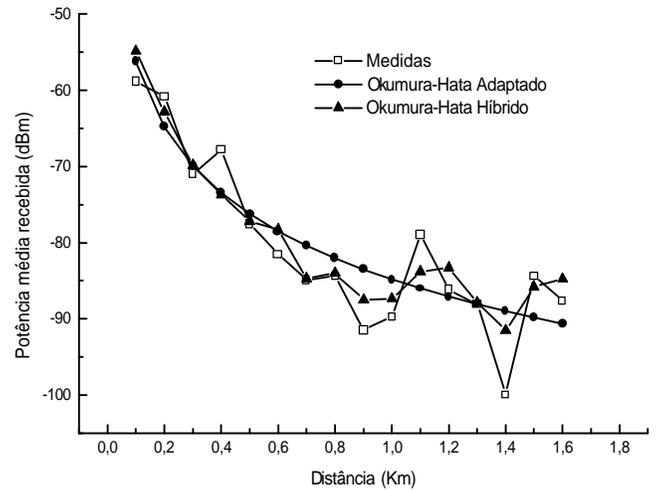


Fig. 8 - Modelo de Okumura-Hata

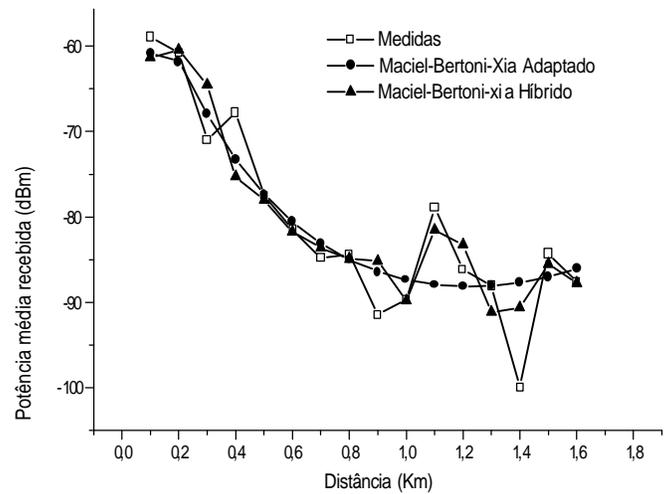


Fig. 9 - Modelo de Maciel-Bertoni-Xia

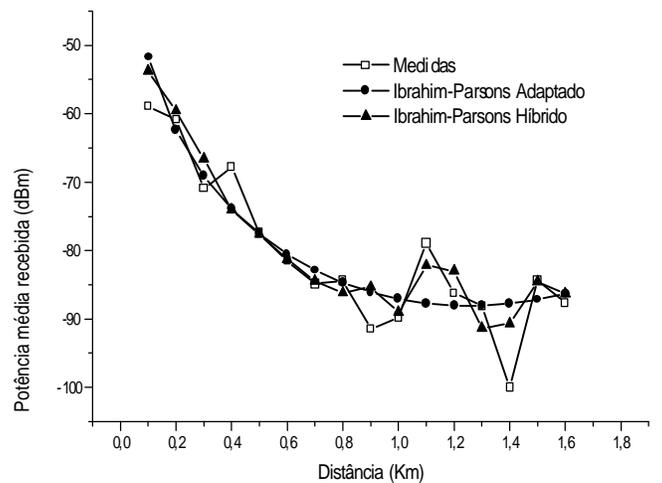


Fig. 10 - Modelo de Ibrahim-Parsons

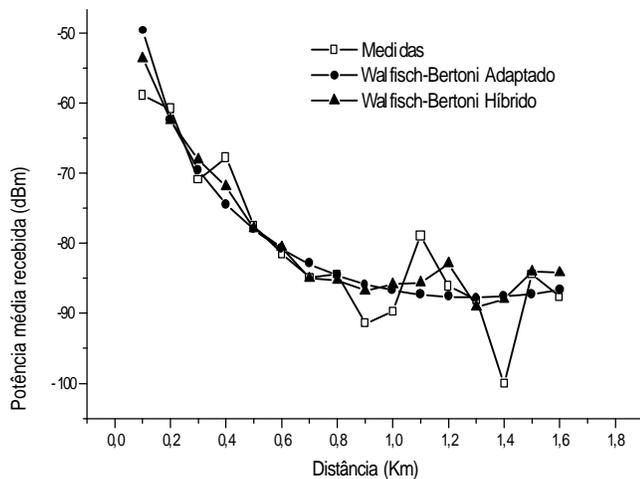


Fig. 11 - Modelo Walfisch-Bertoni

6. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi implementado e simulado um modelo híbrido de predição de perda de propagação em ambiente móvel celular urbano utilizando uma rede neural artificial para cada um dos modelos empíricos adaptados. Este modelo foi comparado com o seu respectivo modelo empírico adaptado de Okumura-Hata, Maciel-Bertoni-Xia, Ibrahim-Parsons e Walfisch-Bertoni. Os resultados obtidos apresentam predições mais próximas das medidas obtidas em ambiente real, sendo seu bom desempenho demonstrado através da comparação do resultado da predição dos diversos modelos por meio do erro médio absoluto, desvio padrão e erro rms.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Cavalcante, G. and Sanches, M., "Adaptive Propagation Prediction Models in Land Mobile Systems", 2000 IEEE AP-S International Symposium – Salt Lake City, Utah.
- [2] Siwak, K., "Radiowave Propagation and Antennas for Personal Communications" Artech House, Inc., 1995.
- [3] Walfisch, J. and Bertoni, H. L., "A Theoretical Model of UHF Propagation in Urban Environments", IEEE Trans. Antennas Propag., 1998, 36, (12), pp. 1788-1796.
- [4] Demuth, H., Beale, M., "Neural Network Toolbox for use with Matlab – User's guide", The Mathworks, inc., June 1992.