

CLASSIFICAÇÃO DOS CÓDIGOS OCDMA COM O USO DOS MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS DE KOHONEN

Heitor Bruno Oliveira Galvão¹
Emanuel Marques Souza¹
Guilherme Enéas Vaz Silva¹
José Valdemir Reis Junior²

¹ Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual do Piauí - UESPI, Teresina-PI. Fone: (86)3213-2424, (heitorbrunogalvao, emanuelmarquesds)@gmail.com, guilhermeeneas@yahoo.com.br

² Colégio Técnico de Teresina, Universidade Federal do Piauí - CTT/UFPI, Teresina-PI. Fone: (86) 3215-5694, valdemirreis@ufpi.edu.br

Resumo - As redes ópticas passivas (PON), em virtude da oferta de maior largura de banda a custos relativamente baixos, vêm se destacando como possível candidata para suprir a demanda dos novos serviços como, tráfego de voz, vídeo, dados e de serviços móveis, exigidos pelos usuários finais. Uma importante candidata, para realizar o controle de acesso nas PONs, é a técnica de acesso múltiplo por divisão de código óptico (OCDMA), por apresentar características relevantes, como maior segurança e capacidade flexível sob demanda. Neste contexto, este trabalho apresenta uma nova técnica de classificação de códigos OCDMA, com o uso de redes neurais artificiais, mais precisamente, mapas auto-organizáveis de Kohonen (SOM), importante para que o sistema de gerenciamento da rede possa oferecer uma maior segurança para os usuários, aumentando a qualidade de serviço (QoS). A taxa de acerto na classificação dos códigos foi de 87.5%, o que justifica o desenvolvimento e estudo de técnicas de identificação de padrões para melhorar o processo de detecção de códigos ópticos.

Palavras-chave – Rede Neural Artificial, códigos OCDMA, rede óptica passiva, mapas auto-organizável de Kohonen.

Abstract - Passive optical networks (PON), due to the provision of higher bandwidth at relatively low cost, have been excelling as a possible candidate to meet the demand of new services, such as voice traffic, video, data and mobile services, as required by end users. An important candidate to perform access control in PONs, is the Optical Code-Division Multiple-Access (OCDMA) technique, due to relevant characteristics, such as improved security and flexible capacity on demand. This work presents a new technique of OCDMA codes classification, using Artificial Neural Networks (ANN), more precisely, the Self-Organizing Maps (SOM) of *Kohonen*, important for the network management system to provide increased security for users, increasing the quality of service (QoS). The hit rate achieved in the classification of codes was 87.5%, which enables the development and study of the use patterns of identification techniques to aid in the detection process of optical codes.

Keywords- Artificial neural network, OCDMA codes, passive optical network, Kohonen self-organizing maps.

1 Introdução

A demanda por largura de banda vem crescendo rapidamente devido ao aumento de dispositivos móveis conectados à internet que exigem uma maior quantidade de informações, principalmente, por causa dos serviços de tráfego de voz, vídeo e dados (Ferreira, R. J. L.; 2013). Neste contexto, o uso de Rede Óptica Passiva (PON) é uma importante candidata para suprir essa demanda, pois possuem como vantagens a capacidade de prover uma crescente largura de banda, bem como a melhoria na capacidade de manutenção da rede, uma vez que não necessita de energia elétrica, por isso a denominação de “passiva”. As PONs são compostas por três componentes principais: o Terminal de Linha Óptico (OLT) que é responsável por gerenciar o tráfego de dados, localizadas, geralmente, na central da operadora de telecomunicações; a Unidade Óptica de Rede (ONU) localizada próxima à residência do usuário, ou na própria residência do usuário. Já o terceiro componente é a Rede de Distribuição Óptica (ODN) que contém, principalmente, as fibras ópticas de interconexão das ONUs a OLT, bem como o divisor óptico passivo responsável por dividir ou combinar o sinal óptico. O tráfego de informação no sentido *downstream* ocorre da OLT para as ONU, operando com uma topologia ponto multiponto, já no sentido *upstream* é da ONU para a OLT, e a transmissão é feita considerando uma topologia ponto a ponto. Neste caso, são necessárias técnicas de acesso múltiplo para permitir o tráfego das informações, pois a fibra óptica do divisor óptico até a OLT é compartilhada por todas as informações dos usuários da rede (dos Reis Jr., J. V., 2009). A Figura 1 ilustra a estrutura de uma PON.

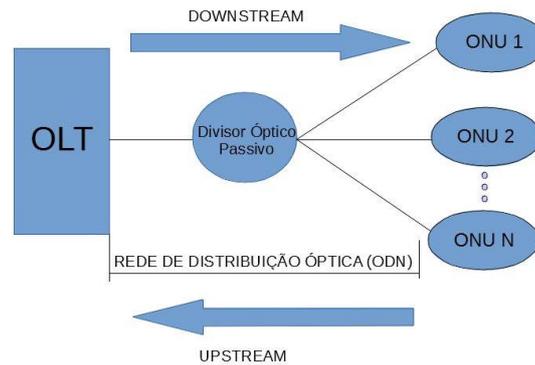


Figura 1 – Estrutura de uma PON.

As quatro principais técnicas de acesso múltiplo são classificadas como: Acesso Múltiplo por Divisão de Tempo (TDMA), Acesso Múltiplo por Divisão de Comprimento de Onda (WDMA), Acesso Múltiplo por Divisão de Frequência (FDMA) e o Acesso Múltiplo por Divisão de Códigos (OCDMA). A técnica TDMA trabalha com *slots* temporais e para cada dado de um usuário é alocada uma janela temporal para que o possa chegar a OLT. Assim, para controlar esses *slots* temporais são necessários algoritmos de controle que tornam o TDMA complexo para redes com altas taxas de transmissão. Já o WDMA é mais vantajoso em relação ao TDMA devido ao fato de que cada usuário final possui um comprimento de onda dedicado, permitindo elevadas taxas de *bits* (Paiva, G. E. R.; 2012). Já a técnica OFDMA é capaz de dividir a largura de banda com alta eficiência espectral entre os seus diversos usuários, podendo ser constituída por canais com frequências distintas (Coura, J. C. C., 2009). Por fim, a técnica OCDMA é caracterizada pelo fato de que cada usuário possui uma assinatura óptica, viabilizando a segurança da informação no domínio físico da rede (dos Reis Jr., J. V.; 2009).

A codificação OCDMA pode ser classificada, principalmente, em códigos unidimensionais (1D) que manipulam a codificação somente o domínio do tempo; os códigos bidimensionais (2D) que manipulam a codificação no domínio do tempo e de comprimento de onda; e os códigos tridimensionais (3D) que manipulam a codificação no tempo, o comprimento de onda e polarização (Santos Filho, R. V. B.; 2005). Para melhorar o desempenho das redes OCDMA é necessário escolher a codificação que forma a maximizar a autocorrelação que corresponde à capacidade de recuperar a informação do usuário, considerado de interesse, e minimizar a correlação cruzada entre os códigos, que corresponde à capacidade de diferenciação entre códigos distintos. Assim, é possível obter um maior número de usuários simultâneos, denominado de cardinalidade da rede, associado à diferenciação entre as codificações, denominada de ortogonalidade, oferecendo segurança e largura de banda necessária para serviços demandados pelos usuários da rede.

Após essa descrição das codificações OCDMA, não se pode desprezar a aplicação dos sistemas inteligentes, que tem sido utilizados para otimizar e auxiliar na solução de diversos problemas nas redes ópticas. Neste contexto, diversas técnicas inteligentes têm sido empregadas com sucesso nas redes OCDMA, por exemplo, para mitigar problemas como a Interferência de Acesso Múltiplo (MAI) que ocorre quando usuários coexistem simultaneamente no canal, de modo que sinais codificados de outros usuários causam interferência no sinal do usuário de interesse. Nesse contexto, diversas abordagens de Redes Neurais Artificiais (RNA) aplicadas em OCDMA foram propostas na literatura, tais como, em (G. Kechriotis et al. - A; 1996), no qual foi apresentado um receptor OCDMA com técnicas de mitigação da MAI utilizando redes neurais artificiais; Kechriotis G. I., et al. (G. Kechriotis et al. - A; 1996) definiram um novo sistema de processamento de sinal híbrido para detecção, utilizando redes neurais para as redes OCDMA; em (G. Kechriotis et al. - B; 1996) foi proposta outra abordagem de aplicação de um tipo especial de RNA, denominada de *Hopfield Neural Network* (HNN), para os problema de detecção e mitigação da MAI; enquanto que em (S. H. Yoon et al.; 1996), utilizaram uma otimização da RNA, denominada de *Annealed neural network*, para abordar o mesmo problema. Já em (K. Das et al.; 1998), utilizaram RNA para suprimir interferências na detecção em redes CDMA sem fio, enquanto que em (S. Min; 2006), foi utilizada uma rede neural artificial com retro-propagação para otimizar a geração de códigos OCDMA com menores valores de MAI.

Adicionalmente, existem outros fatores que afetam o funcionamento das OCDMA-PONs como a temperatura do enlace, pois afeta diretamente o valor de autocorrelação do canal do usuário, ocasionando uma degradação da Taxa de Erro de Bit (BER). Isto implica na redução da qualidade de serviço (QoS) para o usuário. Um modo de vir a suprir esse problema é o uso de sistemas inteligentes, que são técnicas computacionais que simulam a racionalidade, a capacidade de aprendizado do ser humano em como encontrar uma solução para um problema ou inferir soluções aproximadas de problemas complexos (Dos Reis Jr., J. V.; 2015).

Neste contexto, as RNAs tem uma estrutura, tradicionalmente, similar às unidades básicas do sistema nervoso humano, que são formados pelos dendritos, corpo central e axônios. Os dendritos representam os terminais de entrada, o corpo central que é responsável por estimular e combinar os estímulos, e os axônios são os terminais de saída. Assim, em uma RNA par cada

entrada X , respectiva, é associada a um peso ou ponderação, W , correspondente. A ponderação é multiplicada pela entrada, que indicando a sua influência na saída da unidade. Em seguida é realizada a soma ponderada desses sinais, que produzirá um nível de atividade que será comparada a um valor de ativação preestabelecido na função de ativação da rede neural, G , gerando assim, uma saída Y produzida em relação aos estímulos iniciais das entradas, conforme apresentado na Figura 2 (dos Reis Jr., J. V.; 2015).

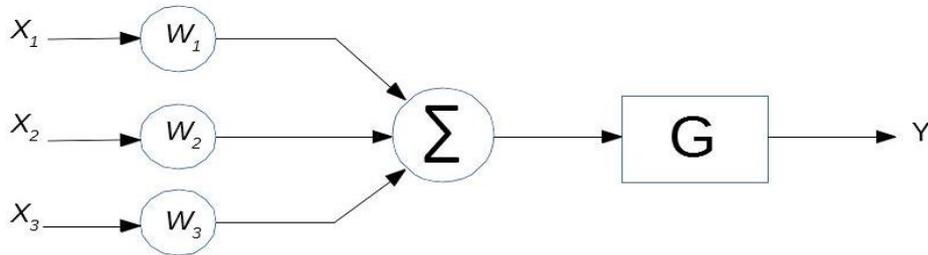


Figura 2: Estrutura básica de uma RNA.

Neste contexto, no presente trabalho é proposta uma nova técnica de classificação de códigos OCDMA com o uso de redes neurais artificiais, mais precisamente, utilizando os Mapas Auto-Organizáveis de *Kohonen* (SOM), adotadas para auxiliar no sistema de gerenciamento da rede, permitindo classificar os códigos OCDMA, melhorando a qualidade dos serviços e a segurança da informação para os usuários.

O artigo está estruturado da seguinte maneira: a seção 2 discute a MAI nas redes OCDMA; já seção 3 apresenta os Mapas Auto-Organizáveis de *Kohonen*, demonstrando o seu funcionamento; na seção 4 são apresentados e discutidos os resultados da aplicação dos Mapas Auto-Organizáveis de *Kohonen* na classificação da codificação OCDMA; seguidos pelas conclusões do trabalho.

2 Interferência de Acesso Múltiplo e a Codificação OCDMA

O sistema OCDMA é caracterizado por ser assíncrono, portanto os códigos são transmitidos em fluxo contínuo, proporcionando maior segurança que as demais técnicas de acesso múltiplo, o que a contextualiza num cenário atual, na qual se prioriza a confiabilidade dos dados do usuário, principalmente no sentido *upstream*, no qual o tráfego parte do usuário para o terminal de linha óptica utilizando um meio compartilhado, que é a fibra óptica, para a transmissão dos dados (dos Reis Junior, J.V. et al.; 2014).

A codificação OCDMA ocorre para cada *bit*, via subdivisões temporais no período de bit, T_b , denominados *chips*, cujo período é T_c . A sequência especificada composta por diversos *chips* iluminados gera uma assinatura óptica que é atribuída a um único usuário, conforme pode ser observado na Figura 3 (Y.-T. Chang et al.; 2012).

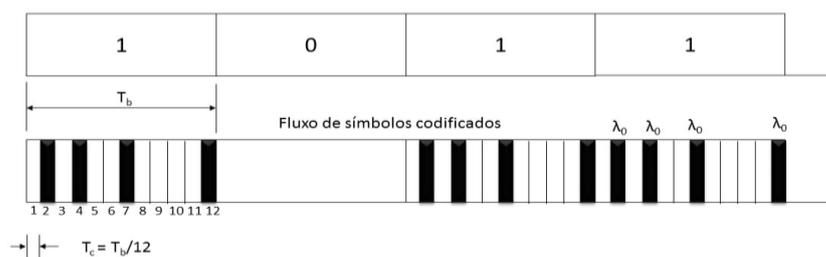


Figura 3: Exemplo de codificação unidimensional.

Nas redes OCDMA a quantidade total de *bits* a serem iluminados é denominada de comprimento do código e a quantidade de *chips* iluminados é denominada de ponderação do código. A formação da assinatura óptica do usuário tem como base a quantidade de *chips* iluminados e a sua posição na codificação do *bit* transmitido. Os *bits* “1” a serem transmitidos apresentam a formação de codificação de acordo com a assinatura do usuário enquanto que para os *bits* “0” pode ser representado pela ausência de sinal (Y.-T. Chang et al.; 2012).

A assinatura óptica do usuário que chega ao processo de decodificação é submetida ao processo de detecção do sinal, verificando o valor de autocorrelação, determinando se o código é compatível com o código do usuário de interesse. Os outros códigos não pertencentes à faixa de detecção são interpretados como interferentes (correlação cruzada), ou seja, os códigos interferentes são considerados ruídos (Hesham A.Bakarman et al.; 2009).

Para acrescentar a confidencialidade dos dados dos usuários utiliza-se, além da codificação no domínio do tempo, um conjunto de comprimentos de onda específicos para formar a codificação de cada usuário (Hesham A.BAkarman et al.; 2009). Na figura 4 é apresentado um exemplo de codificação bidimensional.

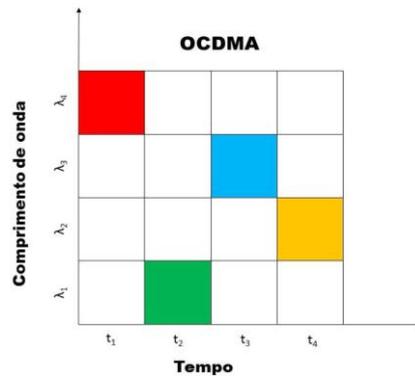


Figura 4: Exemplo de codificação bidimensional.

Verifica-se que o desempenho da técnica OCDMA é limitada pela Interferência de Acesso Múltiplo (MAI) gerado quando não há uma ortogonalidade entre os códigos dos usuários da rede durante a recepção dos dados (Waqas A. Imtiaz et al.; 2014). Uma forma de resolver o problema na ortogonalidade do código é aumentar o comprimento do código, ou seja aumentar a quantidade de *chips*. Com uma maior cardinalidade haverá a possibilidade de ampliação da rede para uma maior quantidade de usuários (Hesham A.BAkarman et al.; 2009).

A seguir é apresentada a técnica adotada pelos mapas auto-organizáveis de *Kohonen*.

3 Mapas Auto-Organizáveis de *Kohonen*

Proposto pelo finlandês *Teuvo Kohonen*, inicialmente em 1982, o Mapa Auto-Organizável de *Kohonen* é um modelo de rede neural artificial baseado em competição, isto é, a rede deve escolher uma única unidade para responder a um dado padrão de entrada. A Figura 5 mostra a topologia da rede SOM, representada em uma grade bidimensional de unidades. A camada de entrada é conhecida como córtex sensorial, por analogia com a função desta área no sistema neural biológico. A camada de saída é chamada então de córtex de mapeamento (Redes Neurais SOM; 2015).

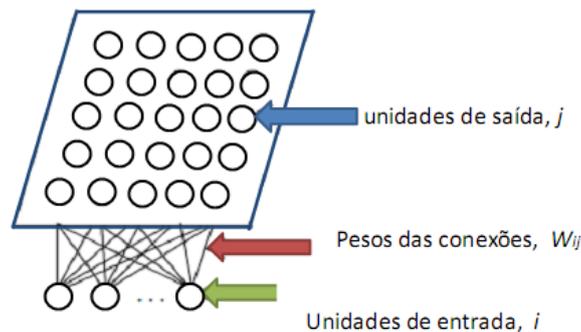


Figura 5: Estrutura de uma Rede SOM (Redes Neurais SOM; 2015).

Nos mapas auto-organizáveis os neurônios estão colocados em nós de uma grade que normalmente são uni ou bidimensionais. Os neurônios se tornam seletivamente sintonizados a vários padrões de entradas (estímulos) ou classes de padrões de entrada no decorrer de um processo de aprendizagem (T. B. Veronese; 2006). Sua característica importante é a formação de mapas topográficos dos padrões de entrada no qual as localizações espaciais dos neurônios na grade são indicativas das características contidas nos padrões de entradas (C. A. C. Francisco; 2004). Cada uma das ligações entre as camadas de entrada e saída possui um valor de pesos sinápticos w_{ji} onde i e j identificam o elemento de entrada e o neurônio de saída, respectivamente, conforme visualizado na Figura 5. O passo inicial para a criação de uma rede SOM requer a definição dos parâmetros topológicos, ou seja, a escolha da quantidade de unidades nas camadas de entrada e saída. O número de unidades de entrada deve ser igual ao tamanho do vetor de entrada. Não há uma especificação formal para a dimensão da grade bidimensional, $n \times m$ ($n, m > 1$), vide Figura 6 que exemplifica uma grade apresentada de dimensão 3×3 .

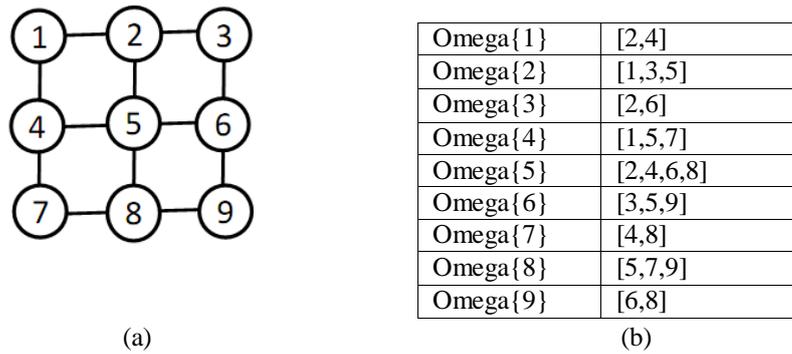


Figura 6: a) Diagrama esquemático do *grid* bidimensional, 3x3, utilizado para o treino da rede de *Kohonen*; b) Interligações das vizinhanças, utilizando o raio igual a 1 para o *grid* (a).

O algoritmo para a etapa de treinamento desta rede neural é sinteticamente composto dos seguintes passos (I. N. da Silva et al.; 2010):

- 1 - *Definição do mapa topológico da rede;*
- 2 - *Montar o conjunto de vizinhança {Omega} para um valor de raio definido no grid;*
- 3 - *Inicializações dos pesos da rede com valores;*
- 4 - *Obter as amostras de treinamentos;*
- 5 - *Normalizar os vetores de amostras e pesos;*
- 6 - *Especificar a taxa de aprendizagem, η ;*
- 7 - *Iniciar o contador de épocas de iteração considerando os passos seguintes;*
- 8 - *Repetir as instruções até que não haja mudanças significativas dos vetores de pesos;*

Para todas as amostras de treinamento, realizar os seguintes passos:

- 9 - *Calcular as distâncias euclidianas entre as amostras e o vetor de pesos, conforme:*

$$d_i(t) = \sum_{j=1}^n [x_j(t) - w_{ij}(t)]^2 \quad (1)$$

- 10 - *Declarar vencedor o neurônio que contenha a menor distancia euclidiana.*
- 11 - *Ajustar os pesos do vencedor e da sua vizinhança determinada na etapa 2;*
- 12 - *Normalizar os vetores de pesos ajustados;*
- 13 - *Analisar o mapa com a finalidade de obter características e identificar regiões que definem estas classes.*

Na figura 7 é apresentado um exemplo de um mapa auto-organizável de uma dimensão, sendo que x_1, \dots, x_{dim} e y_1, \dots, y_n são os valores de entrada e de saída respectivamente, $w(i,j)$ é a relação entre a ponderação para a entrada x_{dim} e o neurônio i , com as seguintes condições, $1 \leq j \leq dim$, $1 \leq i \leq n$, considerando que dim é a quantidade de entradas e n é a quantidade de neurônios do mapa auto-organizável (ABREU, A. A. M. et al.; 2015).

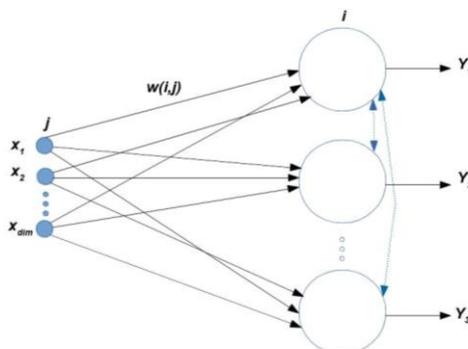


Figura 7: Exemplo de um mapa auto-organizável de Kohonen de uma dimensão (ABREU, A. A. M. et al.; 2015).

Na próxima seção são apresentados e discutidos os resultados da aplicação dos mapas auto-organizáveis de *Kohonen* na codificação OCDMA.

4 Aplicação dos Mapas Auto-Organizáveis de *Kohonen* na codificação OCDMA

Esta seção apresenta os resultados do uso de redes neurais artificiais, mais precisamente do mapa auto-organizável de *Kohonen*, utilizados para a identificação de códigos ópticos e para a sua classificação dentro um conjunto de códigos em uso na rede. Adotou-se a família de códigos, denominada de codificação prima estendida – PMPC (F. Liu et al.; 2007), considerando que apresentam interferência entre códigos reduzida, para códigos que pertençam ao mesmo grupo de código óptico, dada as suas propriedades de autocorrelação e correlação cruzada. Para compor as amostras de treinamentos disponibilizou-se parte dos códigos ópticos, extraídas no detector óptico, vide Tabela 1. Utilizou-se 15 códigos, divididos em três grupos, como amostras de treinamento.

Conforme a Tabela 1, verifica-se a existência de três grupos de códigos a serem classificados, de modo que dentro do mesmo grupo tais códigos apresentam valores mínimos de interferência de acesso múltiplo (F. Liu et al.; 2007).

Tabela 1: Grupos de códigos ópticos.

Grupo	Códigos
1	00001 00001 10000
	00010 00010 10000
	00100 00100 10000
	01000 01000 10000
2	10000 01000 10000
	00010 00001 01000
	00100 00010 01000
	01000 00100 01000
	10000 01000 01000
	00001 10000 01000
3	00100 00001 00100
	01000 00010 00100
	10000 00100 00100
	00001 01000 00100
	00010 10000 00100

As amostras para classificação durante a fase de operação, bem como o grupo esperado, são apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Amostras utilizadas para a validação da classificação dos padrões dos grupos.

Amostras para classificação	Grupo Esperado
00001 00001 10000	1
10000 01000 01000	2
00010 00010 10000	1
10000 00100 00100	3
00100 00001 00100	3
01000 00100 01000	2
01000 01000 10000	1
01000 01000 10000	1

Utilizou-se o grid apresentado na Figura 6 (a), com 9 neurônios, com valor para a taxa de aprendizagem de $\eta = 0.001$ e a taxa precisão relacionada a quantidade de iteração da RNA de 0.0001.

A disposição espacial das amostras de treinamento pode ser observada na figura 8, considerando os dados dos 3 parâmetros de entrada (x_1 , x_2 e x_3) das amostras de treinamento.

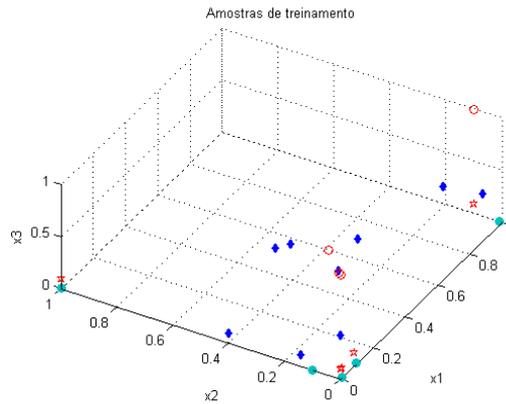


Figura 8: Disposição espacial das amostras de treinamento juntamente com os pesos $w(1)$, $w(2)$, $w(3)$ obtidos.

A quantidade de épocas para este exemplo simulado foi de 2129. Posteriormente ao treinamento, obtiveram-se os neurônios que estão associados a cada *cluster* de códigos, como é demonstrado na Tabela 3.

Tabela 3: Neurônios ativados para cada grupo. Grupo 1: neurônios 1 e 2; Grupo 2: neurônios 3 e 6; Grupo 3: neurônios 8 e 9.

Grupo	Neurônios Ativados
1	1
	1
	1
	2
2	3
	3
	3
	6
	6
3	3
	8
	8
	9
	9

Os resultados obtidos na fase de operação estão apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Resultados obtidos na classificação em fase de operação.

Amostras para classificação	Grupo Esperado	Grupo Obtido
00001 00001 10000	1	1
10000 01000 01000	2	2
00010 00010 10000	1	1
10000 00100 00100	3	3
00100 00001 00100	3	3
01000 00100 01000	2	1
01000 01000 10000	1	1
01000 01000 10000	1	1

Conforme se observa da Tabela 4, a taxa de acerto foi de 87,5% dentre o conjunto de amostras utilizadas na fase de operação.

6 Conclusões

No presente trabalho foi proposta uma nova técnica de classificação de códigos OCDMA com o uso de redes neurais artificiais, mais precisamente, utilizando os Mapas Auto-Organizáveis de *Kohonen* (SOM), adotadas para auxiliar no sistema de gerenciamento da rede, permitindo classificar os códigos OCDMA, melhorando a qualidade dos serviços e a segurança da informação para os usuários. Verificou-se que os resultados obtidos indicam um taxa de acerto de 87,5% na classificação dos códigos OCDMA, o que viabiliza o aperfeiçoamento e estudo do uso de técnicas de identificação de padrões para auxiliar no processo de detecção dos códigos ópticos, de forma a minimizar a quantidade de interferência entre usuários indesejados, minimizando os esforços técnicos ao se identificar os códigos distintos que estão chegando ao mesmo usuário e que estejam no mesmo grupo de códigos ópticos. Assim, aperfeiçoa-se a métrica a ser utilizada no gerenciamento da rede, responsável pela alocação de códigos com menores valores de interferência de acesso múltiplo, de acordo com a alocação momentânea e da disponibilidade de códigos já em uso na rede.

5 Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer a UFPI, UESPI, CAPES, CNPq e FAPEPI.

6 Referências

- Abreu, A. A. M.; Oliveira, S. L. G.; Lacerga, W. S.; Uma resolução do problema do caixeiro-viajante por mapa auto-organizável com aprendizado *winner takes all*. Revista Brasileira de Computação Aplicada (ISSN 2176-6649), Passo Fundo, v. 7, n. 1, p. 100-109, abr. 2015 100.
- Francisco, C. A. C., “Rede de Kohonen: uma ferramenta no estudo das relações tróficas entre peixes”, dissertação apresentada no Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia da Universidade Federal do Paraná, 2004.
- Coura, J. C. C. Análise do desempenho de Redes Ópticas Passivas baseadas em modulação por sub-portadora. Tese (Doutorado) - Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo, Espírito Santo, 2009.
- dos Reis Jr., J. V. Modelagem de redes CDMA-PON baseadas em técnicas de cancelamento paralelo e códigos corretores de erros. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009.
- dos Reis Jr., J. V. Sistemas Inteligentes Aplicados às Redes Ópticas Passivas com Acesso Múltiplo por Divisão de Código OCDMA-PON. Tese (Doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2015.
- Ferreira, R. J. L; Estudo de Sistemas com Multiportadoras Ópticas Ortogonais e Coerentes. Dissertação (mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013.
- F. Liu, M. M. Karbassian and H. Ghafouri-Shiraz, "Novel Family of Prime Codes for Synchronous Optical CDMA", Journal of Optical and Quantum Electronics, vol. 39, no. 1, pp. 79-90, Jan. 2007.
- G. Kechriotis, E. S. Manolakos, “A hybrid digital signal processing-neural network CDMA multiuser detection scheme,” in IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing , vol.43, no.2, pp.96-104, Feb 1996, Artigo A.
- G. Kechriotis, E. S. Manolakos, “Hopfield neural network implementation of the optimal CDMA multiuser detector,” in IEEE Transactions on Neural Networks, vol.7, no.1, pp.131-141, Jan. 1996. Artigo B.
- Hesham A.B, Akarman, Ali. Z. Zahid, Feras N. Hasoon, Sohbudin Shaari, Mohamod Ismail, “Simulation of Security Performace for Unipolar and Bipolar Optical CDMA Network Systems”, 9th Malaysia Inter. Conference on Communications, Kuala Lumpur Malaysia, December 2009.
- I. N. da Silva, D. H. Spatti, R. A. Flauzino. Redes Neurais Artificiais, editora ArtLiber, 2010.
- K. Das and S. D. Morgera, "Adaptive interference cancellation for DS-CDMA systems using neural network techniques", IEEE Journal of Selected Areas Communications, vol. 16, pp.1774 -1784, 1998.
- Paiva, G. E. R.; Estudos de Esquemas de Amplificação para Redes PON de Longo Alcance. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2012.
- S. H. Yoon, S. S. Rao, “Multiuser detection in CDMA based on the annealed neural network,” in IEEE International Conference on Neural Networks, vol.4, no., pp.2124-2129, Jun. 1996.

S. Min, “Back-propagation based non-binary optical code generation for OCDM application”, in 5th International Conference on Optical Internet, pp. 165-167, 2006.

T. B. Veronese, “Aplicação de mapa de kohonen para classificação de texturas em imagens sar em ambiente paralelo”, dissertação apresentada no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2006.

Redes Neurais (SOM) Mapas auto-organizáveis – Kohonen, disponível em <http://ubik.ipg.pt/wsn2010/doku.php?id=cmp:cmp>, acessado em 4 de Dezembro de 2015.

Waqas A. Imtiaz, N. Ahmad, “Cardinality Enhancement of SAC-OCDMA Systems Using new Diagonal Double Weight Code”, International J. of Communication Networks and Information Security, vol. 6, no. 3, pp., 226-232, December 2014.

Y.-T. Chang, C.-C. Wang, “Confidential Enhancement with Multi-code Keying Reconfiguration over Time-Shifted CHPC-based 2D OCDMA Networks,” 9th International Conference on Ubiquitous Intelligence & Computing, vol., no., pp.374-381, Sept. 2012.