

Reconstituição de Imagens em um Sistema de Transmissão Usando Rede Neural Hopfield

Jefferson John Do Rego Leite¹, Náthalee Cavalcanti De Almeida Lima¹

¹Departamento de Engenharias e Tecnologia – Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA)

Caixa Postal 15.064 – 59.900.970 – Pau dos Ferros – RN – Brasil

jefferson.john.rego@gmail.com nathalee.almeida@ufersa.edu.br

Abstract. *The transmission of data is of remarkable importance, through which information transfer occurs, in the case of this work, images. During transmission, undesirable signals can alter the content to be transmitted. Therefore, a Hopfield network, as associative memory, can recover as lost information. Such work approved or use of a Hopfield network for reconstitution of images. More than 3/4 of the images can be restored, demonstrating the great success of the Hopfield network.*

Resumo. *A transmissão de dados possui notável importância pois, por meio dela ocorre a transferência da informação, no caso deste trabalho, imagens. Durante a transmissão, sinais indesejáveis podem afetar o conteúdo a ser transmitido. Diante disso, uma rede de Hopfield, como memória associativa, pode recuperar as informações perdidas. Tal trabalho propõe o uso de uma rede de Hopfield para reconstituição de imagens. Mais de 3/4 das imagens puderam ser restauradas, evidenciando o grande sucesso da rede de Hopfield.*

1. Introdução

Transmissão de dados, transmissão digital, ou comunicação digital, é a transferência dos dados físicos (num fluxo de bits digital ou um sinal analógico digitalizado) ao longo de um canal de comunicação ponto-a-ponto ou multiponto. Exemplos desses canais são fios de cobre, fibras ópticas, canais de comunicação sem fios, dispositivos de armazenamento e barramentos. Os dados são representados como um sinal eletromagnético, tal como tensão elétrica, onda de rádio, micro-ondas, sinais infravermelhos [Clark 1977].

Imagens também podem ser transmitidas digitalmente. Um sistema de transmissão envia imagens através de um *link* de comunicação que são codificadas pelo sistema de transmissão. Ao chegar ao sistema de recepção, as imagens são novamente decodificadas visando uma recuperação fiel da imagem previamente enviada. Durante a transmissão, ao longo do *link* de comunicação, as informações são corrompidas por ruídos que deixam as imagens incompletas ou distorcidas após a sua decodificação pelo sistema de recepção. O foco da questão está voltado para esta recuperação fiel das imagens distorcidas ou ruidosas.

Hopfield usou uma função de energia como ferramenta para desenhar redes e entender seu comportamento dinâmico. Assim, popularizou o uso desta arquitetura

como uma memória associativa e para resolver problemas de otimização. A Rede Hopfield emprega um princípio chamado de armazenamento de informação. A recuperação de imagens ou padrões acontece via um processo dinâmico de atualização dos estados dos neurônios, sendo que, o neurônio a ser atualizado, é escolhido aleatoriamente [Silva 2003].

Este trabalho objetiva o uso de uma rede neural de Hopfield, como memória associativa, afim de reconstituir imagens que sofreram ação de ruído.

O trabalho se organiza da seguinte forma: A seção 2 relata como é realizada a transmissão de imagens, já seção 3 descreve a rede de Hopfield. A seção 4 os trabalhos relacionados a recuperação de imagens, enquanto a seção 5 descreve como o sistema. A seção 6 explica como foi realizado e a seção 7 expõe os resultados. Por fim, a seção 8 apresenta a conclusão.

2. Transmissão de Imagens

As imagens são formadas por pixels, estes possuem uma coloração ao qual unidos forma a imagem. Para que haja a transmissão de uma imagem, cada pixel precisa ser codificado em bits para que então esses sejam transmitidos.

Para se codificar uma imagem muitas técnicas podem ser adotadas. A compressão é uma delas, na qual visa reduzir o número de bits presente na imagem tentando manter o nível de qualidade adequado para aplicação. Tal técnica visa reduzir os requisitos de memória e velocidade para transmissão [Lopes 2004].

Outra técnica utilizada para transmissão de imagens é a quantização vertical (QV). Ela permite altas taxas de compressão de imagem, bem maior que a compressão normal. Entretanto um dos problemas da QV é que em caso de erros provocados pelo canal de comunicação a imagem recebida sofrerá bastante para desse descomprimida podendo apresentar grande perda de bits [Lopes 2004].

Com a imagem codificada e compactada, a transmissão pode ser realizada. Durante a transmissão sinais indesejados (ruído) podem provocar alterações dos valores dos bits transmitidos. Caso isso ocorra, durante a decodificação da imagem, pode-se obter outra imagem diferente da que foi transmitida.

3. Rede de Hopfield

A rede de Hopfield originalmente proposta, de acordo com a Figura 1, é constituída de uma única camada, em que todos os neurônios são completamente interligados, isto é, todos os neurônios da rede são conectados a todos os outros e a si próprio e todas as saídas da rede realimentam todas as suas entradas.

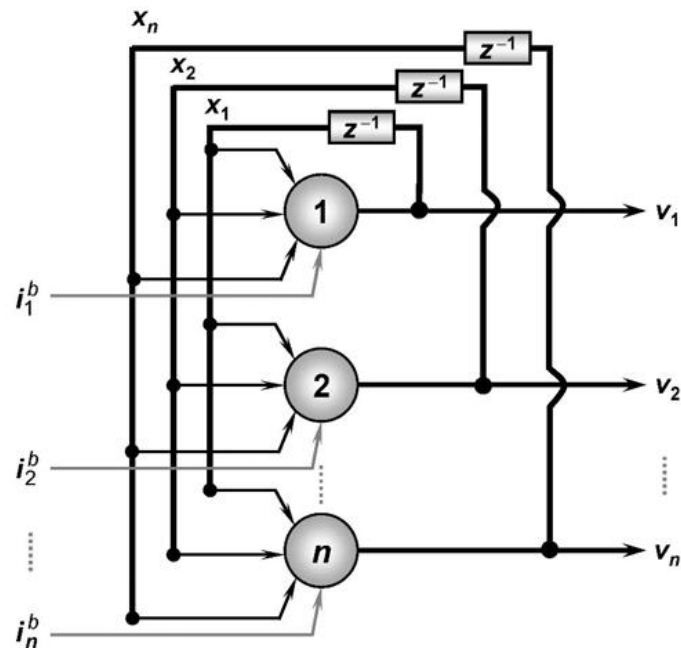


Figura 1. Rede de Hopfield convencional [Silva 2016].

Uma das aplicações mais difundidas das redes de Hopfield diz respeito às memórias associativas binárias, também denominadas de memórias endereçáveis pelo conteúdo. A finalidade embutida por trás de uma memória associativa está em recuperar (restaurar) corretamente um padrão que foi previamente armazenado em sua estrutura, a partir de uma amostra parcial (incompleta) ou ruidosa (distorcida) dele [Hopfield 1982].

4. Trabalhos Relacionados

Vale (2016) em seu trabalho, utiliza-se da Máquina de Boltzmann para reconstruir e classificar padrões como de imagens. São utilizadas imagens binárias com e sem ruído no treinamento da Máquina de Boltzmann, e estas imagens são reconstruídas e classificadas de acordo com o percentual de acerto de bits na reconstrução das imagens.

Santos (2018) desenvolveu um conjunto de memórias associativas utilizando rede neural para o armazenamento e recordação de conjuntos *fuzzy* ou vetores num hipercubo. Ele também realizou experimentos computacionais relacionados à classificação de padrões e reconhecimento de faces que indicam possíveis aplicações dos novos modelos.

Valentim (2019) a partir do estudo de alguns tópicos da Teoria de Redes Neurais e da Teoria dos Grafos, fez uma comparação entre a decodificação por síndrome da Teoria Clássica dos Códigos Corretores de Erros e um algoritmo de decodificação utilizando redes neurais. Um dos principais resultados, envolvendo o modelo de Hopfield, provou que a decodificação de máxima verossimilhança em um código linear é equivalente a encontrar o máximo global de uma função de energia em uma rede neural.

Wanderlay (2018) percebeu que para utilizar redes neurais para identificação de objetos em imagens é necessário um número massivo de imagens para o treinamento de

tal rede. Como isso ele desenvolveu uma rede neural capaz de transferir características textuais para imagens em alto nível, através de classificação de padrões textuais e reconstrução em padrões visuais.

5. Descrição do Sistema

Um sistema de transmissão de imagens (codificadas por 45 bits) envia seus sinais através de um *link* de comunicação. Ao chegar no sistema de recepção, a informação é decodificada visando a recuperação fiel das imagens previamente enviada. As quatro imagens (informações) que estão sendo transmitidas são representadas pela Figura 2.

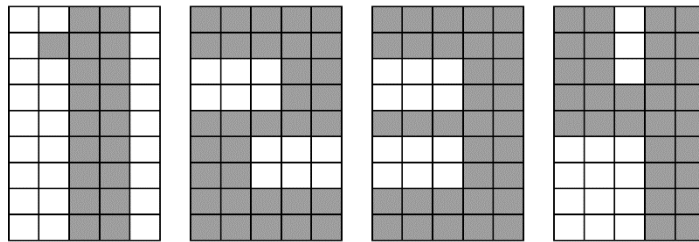


Figura 2. Imagens enviadas pelo transmissor.

Entretanto, durante a transmissão as imagens podem ser corrompidas por ruídos, transformando-as em representações incompletas ou distorcidas. Foi definido neste trabalho que o pixel branco será codificado com valor -1 e o pixel escuro é codificado com valor 1.

6. Materiais e Métodos

Visando resolver o problema em questão, implementou-se uma memória associativa, por meio de uma rede de Hopfield constituída de 45 neurônios. Esta memória foi implementada utilizando um algoritmo do *software* Matrix Laboratory (MATLAB) e treinada de forma *off-line* com os padrões da Figura 2. A matriz de pesos da rede foi obtida por meio do método do produto externo [Silva 2016]. A função de ativação a ser utilizada em cada neurônio foi a função sinal.

A fim de simular uma interferência foi somado um sinal de ruído branco gaussiano a cada um dos padrões, possuindo 4 intensidades diferentes -3, 0, 3 e 5 dB, respectivamente. Como o ruído é aleatório, mesmo que as intensidades sejam iguais, sinais diferentes serão criados. Visando estas condições foram criadas 100 imagens ruidosas para cada padrão e intensidade, resultando em 1600 imagens distorcidas. Na Figura 3 é possível observar como os padrões se tornaram representações incompletas.

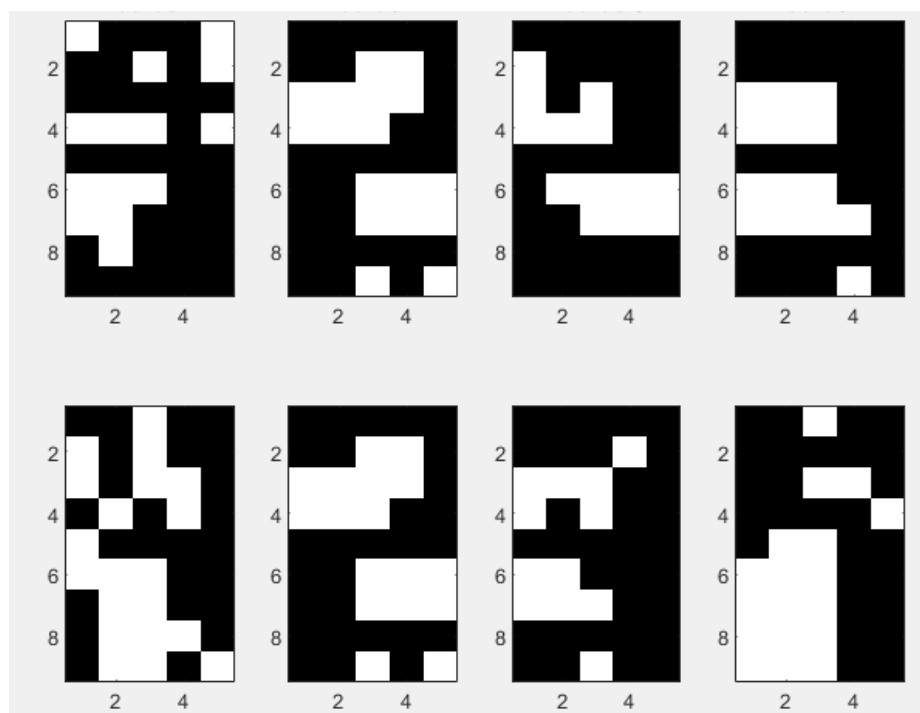


Figura 3. Imagens após ação do ruído.

Cada imagem ruidosa foi submetida à reconstrução por meio da memória associativa. Depois que todas as imagens foram passadas pela memória foi calculado a média de acerto, utilizando-se todas as imagens distorcidas, comparando a saída da rede com seu respectivo padrão. Por fim, comparou-se este método com outros utilizados na área de telecomunicação para correção de dados durante a transferência.

7. Resultados e Discussões

Nesta seção são expostos e discutido os resultados obtidos. Eles estão organizados em uma tabela para melhor análise. Na subseção 7.1 é discutido a relação entre imagens restauradas e imagens não restauradas, dividindo-se pelo padrão da imagem e a intensidade de ruído.

7.1. Imagens restauradas

Na Tabela 1 é apresentado, em porcentagem, a quantidade de imagens restauradas para cada um dos padrões e para cada intensidade de ruído.

Tabela 1. Porcentagem de reconstituição de padrões em função do ruído.

		Intensidade de ruído (dB)			
		-3	0	3	5
Padrão	1	100	98	83	68
	2	84	69	61	44
	3	100	100	97	91
	4	95	83	79	60

De acordo com a Tabela 1 pode-se obter os seguintes resultados: O primeiro é que, à medida que o ruído aumenta a reconstituição das imagens se torna mais difícil, para todos os padrões. Entretanto para o padrão 3, com o aumento da intensidade do ruído de -3 para 0, percebe-se que todas as imagens ainda conseguiram ser reconstituídas. Uma possível explicação para isso é que este padrão possui características que minimizam o efeito do ruído, já que à medida que houve um aumento da intensidade do ruído, poucas imagens deixaram de ser reconstituídas. Com isso, pode-se dizer também que as características do padrão podem facilitar ou dificultar a ação do ruído.

Observa-se também pela Tabela 1, que o padrão que mais sofreu com o ruído foi o padrão 2, isso pode ser explicado devido a suas características de padrão. Seguindo pelo padrão 4 e 1 respectivamente.

A média de reconstituição de imagens foi de 82%, evidenciando que o sistema é bastante viável de implementação prática. Pois a porcentagem de erro (18%) é menor do que a de Sousa (2017) em seu trabalho, que apresentou erro de 31% na reconstituição de caracteres digitalizados.

Apesar de uma pequena parte das imagens não conseguirem ser reconstituídas, a rede de Hopfield apresentou uma ótima função, como memória associativa, exceto pelo padrão 2 que com um ruído de 5 dB reconstituiu menos da metade das imagens. Logo, para problemas tratados como memórias associativas, como este de transmissão de imagens digitais, a rede de Hopfield é uma ótima escolha.

8. Conclusões

A rede de Hopfield se mostrou bastante eficiente como memória associativa, permitindo que grande parte das imagens fosse reconstituídas, servindo então para o sistema de recepção. O objetivo do trabalho é cumprido, já que mais de 80% das imagens puderam ser reconstituídas.

É observado que à medida que se aumenta a intensidade do ruído há uma maior dificuldade da rede de Hopfield atuar. Isso se dá devido à grande quantidade de pixels modificados, dificultando o processo da rede de reconstituir ou até mesmo identificar qual padrão está presente na imagem.

Comparado ao código de Hamming, que permite detectar tanto a existência de um bit errado como também a localização deste bit [Pless 1982], a rede de Hopfield apresenta a principal vantagem de reparação de vários bits errados, não se limitando apenas a um.

Comparando a rede de Hopfield à soma de verificação, código usado para verificar a integridade de dados transmitidos através de um canal com ruídos [WIRESHARK 2019], a rede é capaz de corrigir os erros em determinados ruídos enquanto a soma de verificação apenas informa se o dado sofreu ou não modificação durante a transmissão.

Referências

Clark, A. P. (1997) “Advanced data-transmission systems” USA.

- Hopfield, J. J. (1982) “Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities”. USA.
- Lopes, Waslon Terlizzie A., et al. (2004) “Diversidade em modulação aplicada a canais de comunicações móveis: Efeito dos erros de estimação de canal na transmissão de imagens” Journal of Communication and Information Systems 19.1.
- Santos, Alex Santana dos. (2018) “Memórias autoassociativas de projeções em reticulados completos”.
- Silva, Ivan Nunes; Spatti, Danilo Hernane; Flauzino, Rogério Andrade (2016) “Redes Neurais Artificiais: fundamentos teóricos e aspectos práticos”. 2. ed. São Paulo: Artliber.
- Silva, Juliana Mendes N (2003) “Redes Neurais Artificiais: Rede Hopfield e Redes Estocásticas”.
- Sousa, Patricia; Attux, Romis; Ferrari, Rafael (2017) “Plataforma Didática para Reconstrução de Caracteres Digitalizados Baseada na Rede Neural de Hopfield”.
- Vale, Gustavo Bruno do (2016) “RECONSTRUÇÃO E RECONHECIMENTO DE IMAGENS BINÁRIAS UTILIZANDO O ALGORITMO MÁQUINA DE BOLTZMANN”.
- Valentim, Maiara Aparecida Coimbra (2019) “Decodificação de códigos corretores de erros por meio de redes neurais”.
- Pless, Vera (1982) “Introduction to the theory of error-correcting codes” USA.
- WANDERLEY, Miguel Domingos de Santana (2018) “Transferindo conhecimento de textos para imagens através da aprendizagem das características semânticas”.
- WIRESHARK. (2019) “Wireshark User's Guide” USA.