
Redes neuronais e transtornos de aprendizagem: rastreamento de pessoas com dislexia

Raimundo J. Macário Costa^{1,2}, Sérgio Manuel Serra da Cruz^{1,4},
Frederico Oliveira Tosta¹, Luís Alfredo Vidal Filho¹, Renata Mousinho³

¹ COPPE/PESC - Universidade Federal do Rio de Janeiro — Rio de Janeiro – Brasil

² UEZO – Centro Universitário da Zona Oeste – Rio de Janeiro - Brasil

³ FCM, Departamento de Otorrinolaringologia/Oftalmologia - Universidade Federal do Rio de Janeiro — Rio de Janeiro – Brasil

⁴ Universidade Estácio de Sá – Campus West Shopping – Rio de Janeiro - Brasil

{macário, serra, frederico}@cos.ufrj.br, {luisalfredo, renatamousinho}@ufrj.br

Abstract. *This paper presents a “smart” system that aims to track people with dyslexia and associated comorbid TDAH. The screening is achieved through probabilistic classification, using neural networks. The people, once identified, may be redirected to specific answering. The earlier intervention occurs, the involvement of school education is minimized.*

Resumo. *O objetivo deste artigo é apresentar um sistema “inteligente” desenvolvido para rastrear pessoas com dislexia e a comorbidade TDAH associada. Este rastreamento se faz através de classificação probabilística, usando redes neurais artificiais. As pessoas, uma vez identificadas, podem ser encaminhadas para atendimento específico, intervenções precoces, de modo, a minimizar o comprometimento da aprendizagem escolar.*

Palavras-chave: *dislexia, aprendizagem, rede neural, inteligência artificial*

1. Introdução

Atualmente, o reconhecimento de um distúrbio de aprendizagem e sua classificação em determinada categoria diagnóstica representa um desafio para profissionais da área de saúde e educadores. Um conjunto de resoluções nesse sentido se faz necessário para orientar metas e recursos numa perspectiva preventiva da saúde das populações [Dutra e Souza, 2001].

Na questão da aprendizagem, o transtorno específico de leitura (dislexia) é caracterizado por uma dificuldade para decodificar tanto a palavra escrita como a oral, o que prejudica a compreensão do material lido/ouvido, levando ao comprometimento do aproveitamento escolar. Vloedgraven e Verhoeven (2007) ressaltam a atenção dispensada nas últimas décadas por pesquisadores, educadores e administradores

públicos neste sentido, embasados por estudos reveladores do impacto positivo de programas de intervenção precoce sobre possíveis problemas de leitura [NICHHD, 2000].

A dislexia pode ser definida como um transtorno específico de leitura; um funcionamento peculiar do cérebro para o processamento da linguagem; um déficit lingüístico, mais especificamente, uma falta de habilidade em nível fonológico; uma dificuldade específica para a aprendizagem da leitura, bem como para reconhecer, soletrar e decodificar palavras [Mousinho, 2003; Snowling, 2004; C.S.-H. Ho et al, 2007].

Outro transtorno que chama atenção de pesquisadores que interfere na aprendizagem é o Transtorno de Déficit de Atenção e Hiperatividade (TDAH). De acordo com o DSM IV (Manual Diagnóstico e Estatístico de Doenças Mentais – Quarta Edição) (1994), “a característica principal desse transtorno é um padrão persistente de desatenção e/ou hiperatividade, frequente e severo observado em indivíduos em nível equivalente de desenvolvimento [Mousinho, 2003].

A complexidade do cérebro em sua fase de desenvolvimento inicial apresenta uma grande variedade de oportunidades para que haja uma conexão errada ou falsa. O sistema neural necessário para a análise fonológica está de alguma forma, mal conectado, e o indivíduo, neste caso, passa a ter um problema fonológico, que interfere na linguagem [Shaywitz, 2006]. Dependendo da natureza ou gravidade desta falha nos circuitos são esperadas variações e diversos graus de dificuldade de leitura.

Dessa forma os profissionais da educação têm um oportuno papel na identificação de fatores associados ao déficit de leitura. Mas como realizar seguramente um rastreio (*screening*) em uma população? A tecnologia computacional se tornou relevante, transformando processos tradicionais em processos automatizados cada vez mais confiáveis e precisos. E novas técnicas de reconhecimento de padrões e classificação foram desenvolvidas utilizando as Redes Neurais, através de pesquisas de caráter multidisciplinar [Dutra e Souza, 2001].

Neste sentido, esta pesquisa assume como objetivo principal a criação de um sistema computacional para rastrear pessoas na faixa etária entre 9 e 18 anos de idade com o dislexia e a comorbidade TDAH associada, visando o apoio ao diagnóstico. O sistema terá como base a tecnologia de rede neuronal. O sistema em questão, a partir de uma base de informações relevantes para o problema em estudo, contribuirá na identificação de indivíduos em risco de transtorno de dislexia e a comorbidade TDAH, como também na identificação daqueles indivíduos que merecem posterior investigação em unidades de saúde.

Compreende-se o rastreamento como um método de reconhecimento com a função de confirmar ou não a suspeita presuntiva de transtornos em determinada área de interesse, através de técnicas que economizem tempo e investimentos [Stewart-Brown, 1997].

Ressaltamos ainda que o estudo busca a inclusão educacional e social das pessoas portadoras do transtorno específico de leitura (dislexia) no sentido de melhorar as oportunidades educacionais das crianças e adolescentes. Encontram-se na literatura científica referências a preconceitos e marginalização pelos quais passam as pessoas

pelo fato de apresentarem dificuldades no seu aprendizado causando repercussões afetivas e sociais [Bauer, 1996].

De acordo com o que preconiza a Conferência Nacional de Educação organizada pelo Ministério da Educação, a preocupação com o ensino básico não se esgota com a garantia do acesso à educação. É preciso que as escolas assegurem aprendizagem aos alunos considerando suas necessidades educacionais especiais. Esta preocupação está inserida no segundo eixo temático de discussão que diz respeito à universalização, inclusão social e qualidade da educação [MEC, 2003].

2. Materiais e Métodos

Esta pesquisa se desenvolve na cidade do Rio de Janeiro, em centro de atendimento de pessoas com transtorno de dislexia e TDAH. O projeto de pesquisa foi submetido ao Comitê de Ética do Instituto de Neurologia da Universidade XX, uma referência nacional no estudo da dislexia e TDAH, onde se obteve parecer favorável ao início da coleta dos dados através de entrevistas utilizando questionário semi estruturado automatizados.

2.1. Procedimentos Amostrais

A amostragem dos indivíduos segue o critério de estratificação por grupo etário, com idade entre 07 e 18 anos, residentes na cidade do Rio de Janeiro. Os participantes recebem informações sobre o estudo, seus objetivos, com livre aceitação ou discordância de participação sem ônus para seu tratamento e relações institucionais. Após esclarecimentos, o responsável pelo respondente assinará um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) segundo Resolução nº 196/96 do CNS.

As variáveis relacionadas ao indivíduo, seu ambiente domiciliar, escolar e social, foram coletadas por meio de entrevistas face a face, através de um formulário eletrônico codificado. Essas variáveis estão agrupadas em dados pessoais, filiação, antecedentes pessoais, linguagem, escolaridade, doença, queda/pancada, distúrbios, antecedentes familiares, sociabilidade, dificuldades e comportamental.

Observa-se que a complexidade dos problemas da realidade exige do pesquisador a coleta de observações (dados, padrões) contendo, cada uma delas, muitas variáveis (atributos, entradas). Desta forma realiza-se a análise exploratória, objetivando utilizar métodos estatísticos para captar/explorar informações destes dados [Johnson e Wichern, 1998; Duda *et al.*, 2001].

As referidas observações são coletadas e armazenadas em banco de dados relacional que foi modelado e desenvolvido especificamente para esta pesquisa com base em perguntas padronizadas cujas respostas geram uma avaliação para cada respondente.

A técnica de modelagem de dados utilizada é a abordagem entidade-relacionamento (ER). Essa abordagem ER foi criada em 1976 por Peter Chen [Cougo, 1997; Heuser, 2001]. Uma entidade representa um conjunto de objetos da realidade modelada sobre os quais se deseja manter informações no banco de dados. Um relacionamento é representado através de um losango, ligado por linhas aos retângulos representativos das entidades que participam do relacionamento. A figura 1 representa

um diagrama de entidade-relacionamento simplificado contendo apenas três entidades, Paciente, Respostas e Avaliação, e dois relacionamentos, Dá e Geração. A versão completa do esquema de dados contempla dezenas de tabelas, por esse motivo optou-se por uma representação resumida das principais entidades.

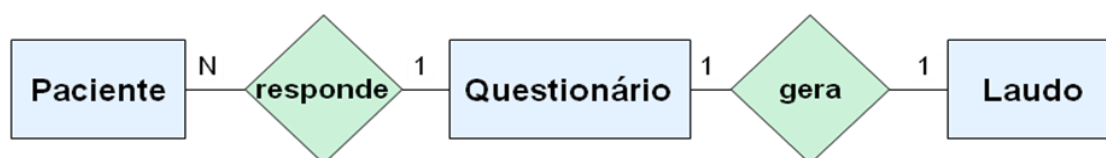


Figura 1. Representação gráfica de um relacionamento

O delineamento do estudo priorizará a classificação probabilística, usando a técnica computacional de Redes Neurais Artificiais (RNAs).

Esta pesquisa se desenvolve através de classificação probabilística, usando a técnica computacional de redes neurais. Utilizaremos dados de pessoas com e sem diagnóstico do transtorno específico de leitura (dislexia), baseados nas escalas diagnósticas padronizadas cedidas pela Associação Nacional de Dislexia (AND) e Associação Brasileira de Dislexia. Utilizaremos os dois modelos de rede neuronal: redes neurais supervisionadas do tipo *feedforward* e redes não supervisionadas do tipo mapas auto-organizáveis. A obtenção dos dados ocorre no Instituto de Neurologia da Universidade Federal do Rio de Janeiro. A amostra está definida com n igual ou maior do que 300 casos, sendo 50% de pessoas com transtorno específico de leitura (disléticos) e 50% de pessoas sem o transtorno (não-disléticos).

Carvalho (2005) faz referência à técnica de *classificação* das redes neurais artificiais relacionando-a com as tarefas cognitivas que as pessoas utilizam para a compreensão do seu ambiente. Os indivíduos classificam o que percebem ao seu redor, criando diferentes classes de relações humanas (amigos, familiares, colegas de trabalho) e atribuindo a cada classe diferentes formas de tratamento; formando classes de protocolos de comportamento em diferentes ambientes; definindo classes sociais; estabelecendo preconceitos e tratando pessoas segundo estes estereótipos, entre outras formas de classificação.

3. Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais são estruturas de processamento computacionais que tentam emular de uma forma simplificada a maneira como o cérebro animal processa determinadas informações [Haykin, 2001]. Estas são baseadas em processadores elementares chamados neurônios (Figura 2),

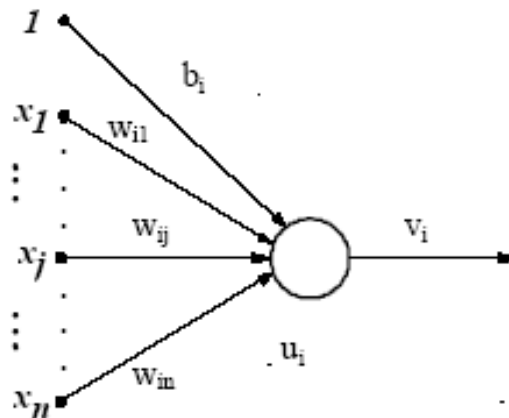


Figura 2. Neurônio

definidos pelas 2 equações u_i e v_i

$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + b_i$$

$$v_i = \begin{cases} u_i & \text{neurônio linear} \\ \text{tgh } u_i & \text{neurônio tipo tgh} \end{cases}$$

A proposta de um modelo de neurônio artificial (nodo) similar, em estrutura e funcionamento, ao neurônio biológico, se deu na implementação das redes neurais. O neurônio possui um ou mais sinais de entrada e um sinal de saída. As ligações sinápticas são representadas pelos pesos (valores que indicam o grau de importância que determinada entrada possui em relação ao respectivo neurônio). As entradas são multiplicadas pelos pesos e a soma desses resultados é o sinal de excitação do neurônio. O sinal de excitação produzirá uma saída conforme a função de ativação interna do neurônio [Carvalho, 2005].

Os neurônios artificiais (nodos), de forma similar ao que acontece no cérebro, são interconectados, criando a rede neuronal. Dessa forma, é possível formar estruturas para generalização de padrões através de diversas entradas, produzindo uma ou mais saídas que poderão representar uma ação ou objeto do mundo real (padrão) como resposta aos diferentes dados apresentados na entrada. A fase de aprendizado (descrita como “treinamento da rede”) trata de ajuste adequado dos pesos sinápticos, possibilitando a retenção das características de padrões conhecidos e, inclusive, o

emprego da rede na generalização/classificação de novos padrões. Ao final desta fase, a rede estará “treinada” e capacitada a reconhecer os padrões que lhe forem apresentados, bem como capacitada a dar uma resposta coerente a padrões que não tenham feito parte do conjunto de treinamento, classificando-os dentro de um dos padrões previamente “aprendidos” [Carvalho, 2005].

A aceitação das redes neurais ocorre em variadas dimensões: em problemas de regressão, classificação e compactação de dados, e ainda em interações não-lineares entre as variáveis dependentes e independentes. Também demonstraram eficiência quando utilizadas em área de diagnósticos e prognósticos médicos. O modelo neural tem utilização também em estudos epidemiológicos [Santos *et al.*, 2005].

3.1. Estrutura da Rede Neuronal

Diferentes topologias de redes neurais são encontradas na literatura. Neste trabalho apresentamos a rede neuronal do tipo *feedforward* com duas camadas de neurônios, com múltiplas entradas z_1, \dots, z_E e uma saída \hat{y} , como apresentado na Figura 3. O único neurônio da camada de saída tem função de ativação linear. As redes diretas (*feedforward*) são aquelas cujo grafo não tem ciclos. É comum representar estas redes em camadas, e por isso são chamadas de *redes em camadas*. Os neurônios que recebem sinais de excitação são chamados da *camada de entrada*, ou primeira camada. Neurônios que têm sua saída como saída da rede pertencem a *camada de saída*, ou última camada. Neurônios que não pertencem nem a camada de entrada nem a de saída são os neurônios internos à rede e pertencem a uma ou mais camadas intermediárias, ou camadas ocultas [Azevedo, Brasil e Oliveira, 2000].

A camada intermediária tem Q neurônios com função de ativação tipo tangente hiperbólica e um neurônio do tipo linear na camada de saída. Todos os neurônios da camada intermediária têm sinapse de polarização, que é dispensável no neurônio de saída. Cada entrada se comunica através de sinapses w com todos os neurônios da primeira camada, e a saída de cada neurônio da primeira camada se comunica através de sinapses t com o neurônio de saída, na segunda camada. Sem perda de generalidade fazemos tI constante, $tI = 1$.

Nos casos em que o número de neurônios na camada intermediária torna-se elevado, o uso de duas ou três (pouco usado) camadas pode às vezes permitir a diminuição do número de neurônios na camada escondida [Santos, 2003].

A função de ativação é uma função matemática que, aplicada à combinação linear entre as variáveis de entrada e pesos que chegam a determinado neurônio, retorna ao seu valor de saída. Existem funções matemáticas que são utilizadas como função de ativação. As funções de ativação mais usadas são: função logística e a função tangente hiperbólica.

Existem algumas regras heurísticas para a seleção da função de ativação. Klimasaukas [1991] sugere a função de ativação logística para problemas de classificação que envolvam aprendizado de um determinado padrão. A função tangente hiperbólica também é utilizada em problemas de classificação, devido ao fato de, em algumas situações práticas acelerar a convergência do algoritmo de treinamento da rede neural [Pereira, 1999].

Neste trabalho foi decidido pela utilização da função de ativação tangente hiperbólica por apresentar o menor tempo de convergência do algoritmo de treinamento.

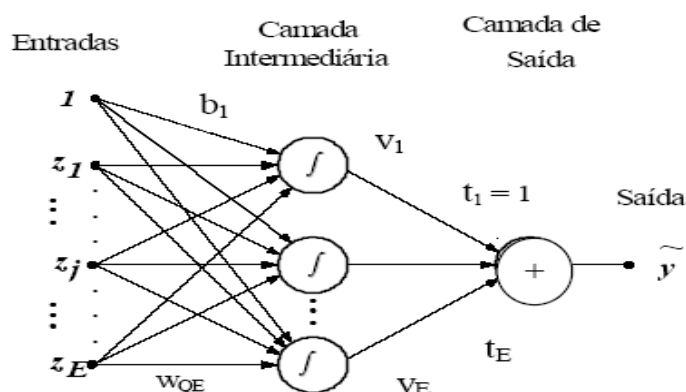


Figura 3. Rede neural *feedforward*.

As variáveis de entrada e saída são escaladas para média nula e amplitude na faixa (-1, 1) antes de serem apresentadas à rede.

Normalmente é necessário controlar o *overtraining* e obter um teste final independente do aprendizado, o que implica em utilizar três conjuntos de pares entrada-saída: o de treinamento, o de validação e o de teste. Cada conjunto deve representar estatisticamente bem a relação entrada-saída da rede [Calôba, 2006].

Utilizaremos a técnica de Análise de Componentes Principais (PCA). A análise de componentes principais é uma técnica estatística importante que pode ser utilizada para redução do número de variáveis e para fornecer uma visão estatisticamente privilegiada do conjunto de dados; em outras palavras, o conjunto de dados sofre uma redução de dimensionalidade [Haykin, 2001]. A análise de componentes principais fornece as ferramentas adequadas para identificar as variáveis mais importantes no espaço das componentes principais.

Essa técnica consiste em reescrever as variáveis originais em novas variáveis denominadas componentes principal, através de uma transformação de coordenadas. A transformação é projetada de tal forma que o conjunto de dados pode ser representado por um número reduzido de características e ainda reter a maioria do conteúdo de informação intrínseco dos dados. A transformação matemática das coordenadas pode ser feita de diversas maneiras conforme a aplicação a ser desenvolvida. A transformação das variáveis originais em componentes principais tem algumas especificidades.

Os componentes principais são as novas variáveis geradas através de uma transformação matemática especial realizada sobre as variáveis originais. Cada componente principal é uma combinação linear de todas as variáveis originais. Como exemplo: um sistema com oito variáveis, após a transformação, terá oito componentes principais. Cada uma destas componentes principais, por sua vez, será escrita como uma combinação linear das oito variáveis originais. Nestas combinações, cada variável terá uma importância ou peso diferente.

O reconhecimento estatístico de padrões, o valor prático da análise de componentes principais é que ela fornece uma técnica efetiva para a redução de dimensionalidade. Nesse sentido é possível reduzir o número de características necessárias para a representação efetiva dos dados descartando aquelas combinações lineares que apresentam pequenas variâncias e conservando somente aqueles termos que têm variâncias grandes [Haykin, 2001].

4. Resultados

É possível apresentar resultados preliminares. Para analisar o conteúdo da massa de dados criada, um processo de unificação foi efetuado de forma a possibilitar o acesso às múltiplas faces da informação. Para que o rastreamento seja realizado, é necessário o acesso a massa de dados limpa, consistente e unificada em sua linguagem lógica.

Os dados foram coletados a partir dos questionários com perguntas respondidas fornecidos pela Associação Nacional de Dislexia (AND). Esse questionário (Inventário para Identificação de Dislexia em Adultos) elaborado pela AND é composto de 50 perguntas que enfocam as dificuldades de leitura, escrita e organização do pensamento. Essas perguntas foram codificadas e transformadas em 53 variáveis. Foram descartadas as três últimas perguntas por não comprometerem o resultado do rastreio.

A amostra para este trabalho é composta de 50 casos, sendo 25 de pessoas com o transtorno específico de leitura e 25 sem o transtorno. A partir do questionário foi construída uma tabela com 50 amostras.

Os dados foram normalizados e foi realizada a correlação dos mesmos. As variáveis de entrada são do tipo categórica: cinco binárias (exemplo: $X_i \in \{\text{frio, quente}\}$); 42 ordinais (exemplo: $X_i \in \{\text{congelado, frio, morno, quente}\}$); três nominais (exemplo: $X_i \in \{\text{solteiro, casado, separado, viúvo}\}$). A variável de saída é binária: -1 (ND), +1(D). Em função da pequena amostra, mantivemos todos os dados obtidos na normalização (*outlayers*) bem como as variáveis após a correlação.

Foram realizados dois experimentos e fizemos a seguinte comparação. No primeiro experimento observamos que a rede neuronal *feedforward* sem a utilização da técnica de análise de componentes principais (PCA) fez uma boa classificação dos dois grupos (Disléxicos e Não-Disléxicos). No segundo experimento, observou-se que, com a utilização da técnica de análise de componentes principais (PCA), a rede apresentou uma classificação melhor para os dois grupos (Disléxicos e Não-Disléxicos) e houve a convergência em um número menor de épocas. Comparando os dois resultados, consideramos que a rede neuronal sem a utilização do PCA poderá apresentar melhor resultado se o pré-processamento for feito com cuidado excluindo os ruídos existentes nos dados [Costa *et al*, 2008; 2009].

5. Considerações Finais

As redes neurais podem ser uma importante ferramenta de apoio na modelagem de sistemas dinâmicos. Essa tecnologia aplicada à área de saúde apresenta-se como aliada às novas formas de auxílio ao diagnóstico médico. A técnica de redes neurais demonstrou consistência ao lidar com os problemas de reconhecimento e mensuração da Dislexia e indicam que para fins de *screening* pode-se trabalhar com um número menor

de itens. Um modelo de coleta de observação reduzido poderia ser preenchido por professores, que assim acessa uma rede neural anteriormente treinada para automaticamente possa encaminhar uma criança para um sistema de prevenção e vigilância, seja na área da saúde ou da educação. Essa tecnologia se insere na prevenção em saúde, e a partir de então, mobilizando mecanismos inclusivos do indivíduo em seu meio com a perspectiva de diminuir o preconceito e o estigma.

Os resultados de estudos confirmam a pertinência do uso das redes neurais como uma tecnologia computacional adequada no rastreamento de pessoas com possíveis sinais de dislexia e a comorbidade TDAH associada. Este trabalho segue o seu curso de aprimoramento da coleta dos dados e assim a base de dados se tornará representativa para a busca de padrões contidos nos dados coletados. A partir da experiência deste trabalho, sua continuidade inclui a coleta de dados de crianças e adolescentes. O modelo neural aqui proposto pode ser conduzido de forma inovadora como ferramenta de apoio para o diagnóstico de dislexia e TDAH, visando repostas úteis ao gerenciamento da dislexia e a comorbidade TDAH associada.

6. Referências

- Azevedo, F.M., Brasil, L.M. e Oliveira, R. C. L., (2000) Redes neurais com aplicações em controle e em sistemas especialistas. Florianópolis, SC: Bookstore.
- Bauer, J. J. (1996) Dislexia: Ultrapassando as Barreiras do Preconceito. Ed. Casa do Psicólogo. Ed. 1. 108 p.
- Calôba, L. P. (2006) Apostila CPE 721 – Redes Neurais Feedforward.
- Carvalho, L. A. V. (2005) Datamining – A Mineração de Dados no Marketing, Medicina, Economia, Engenharia e Administração. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda.
- Costa, R. J. M. et al. (2008) Redes Neurais: um instrumento no rastreamento (screening) de pessoas com risco de transtorno específico de leitura I Congresso Ibero / Larc de Neurociências da América Latina, Caribe e Península Ibérica, Búzios, RJ.
- Costa, R. J. M. et al. (2009) Dislexia e Inteligência Computacional: um sistema para rastrear (*screening*) pessoas com sinais de transtorno de leitura. Congresso Internacional de Dislexia, São Paulo.
- Cougo, P. S. (1997) Modelagem conceitual e projeto de banco de dados. Rio de Janeiro: Editora Campus.
- Duda, R. O.; Hart, P. E.; Stork, D. G. (2001) Pattern Classification. 1 ed. New York, John Wiley & Sons, inc. 654 p.
- Dutra, M. V. O.; Souza, M. N. (2001) Redes neurais artificiais e análise fatorial no diagnóstico do distúrbio neuropsicológico infantil. Memórias II Congresso Latinoamericano de Ingenieria Biomédica, Habana. La Habana, Cuba.
- Haykin, S. (2001) Redes Neurais: princípios e prática. 2ª Ed. Porto Alegre : Bookman.
- C.S.-H. Ho *et al.* (2007) In search of subtypes of Chinese developmental dyslexia. Journal of Experimental Child Psychology 97 pp. 61–83.
- Heuser, C. A. (2001) Projeto de Banco de Dados, Porto Alegre. Sagra Luzzatto.

-
- Johnson, R. A.; Wichern, D. W. (1998) Applied Multivariate Statistical Analysis. 4 ed. New Jersey, Prentice-Hall, inc., 815 p.
- Klimasaukas CC. Applying neural networks, Part 3: Training a neural network, Proceedings in Artificial Intelligence 1991; 20-24.
- MEC - Ministério da Educação (2003), Conferência Nacional de Educação – Educação como estratégias de desenvolvimento e inclusão social. Câmara dos Deputados. Brasília.
- Mousinho, R. (2003) Desenvolvimento da Leitura, Escrita e seus Transtornos. In: Goldfeld, M. Fundamentos em Fonoaudiologia - Linguagem. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan. 2ª edição, pp. 39-59.
- NICHHD - National Institute of Child Health and Human Development (2000) Report of the National Reading Panel. Teaching children to read: An evidence-based assessment of the scientific research literature on reading and its implications for reading instruction (NIH publication no. 00-4769). Washington, DC: US Government Printing Office.
- Pereira B.B., Introduction to Neural Networks in Statistics, Center of Multivariate Analysis, Technical Report; Penn. State University; 1999.
- Santos, A.M. et al. (2005) Redes Neurais Artificiais e Regressão Logística na Predição da Hepatite A. Ver. Bras. Edidemiologia; 8(2): 117-126.
- Santos A. M. Redes neurais e árvores de classificação aplicadas ao diagnóstico da tuberculose pulmonar paucibacilar [tese de doutorado]. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ; 2003.
- Shaywitz, S. (2006) Entendendo a Dislexia: um novo e completo programa para todos os níveis de problemas de leitura. Porto Alegre: Artmed.
- Snowling, M. (2004) Dislexia, fala e linguagem: um manual do profissional. Porto Alegre: Artmed.
- Stewart-Brown S. (1997) Screening could seriously damage your health (editorial). *BMJ* pages; 314: 533-4.
- Vloedgraven e Verhoeven (2007) Screening of phonological awareness in the early elementary grades: an IRT approach. *Dyslexia*, vol. 57, pp. 33-50.