

## Sistema Fuzzy para análise dos Níveis de desenvolvimento emocional e funcional baseado no modelo DIR/Floortime \*

Ben-Hur Matthews Moreno Montel\* Danúbia Soares Pires\*  
Bruna Soares Pires\*\* Orlando Donato Rocha Filho\*

\* Departamento de Eletroeletrônica, Instituto Federal do Maranhão (IFMA), São Luis, MA (email: benhurmatthews@hotmail.com, danubiapires@ifma.edu.br, orlando.rocha@ifma.edu.br)

\*\* Psicóloga clínica da Singular, (email:psicologabrunapires@gmail.com)

**Abstract:** The diagnostics of neurodevelopment disorders is a very complicated process, because do not exist an exam, physical feature, or fixed methodology for your fulfillment. The diagnostics is realized through the specific features presented by the patient (normally children). In this context, the DIR method introduced by Greenspan, show an analysis about the stage of development that every child must pass to has a healthy development, listing them into levels and group known as Stage of Development. The diagnostic can be accomplished by the co-relations between the stages. However, to every stage, there are a lot of variables to be analyzed, that cause troubles and delayed the process, that must be accurate and fast, to result in a good treatment. In this paper are proposed a fuzzy system, to analyze the stage of development, through variables obtained by the psychologist professional. The results prove the analyze capability of the fuzzy system and have a strong potential to be applicated in the diagnostic of neurodevelopmental disorders.

**Resumo:** O diagnóstico de transtornos do neurodesenvolvimento é um processo extremamente complicado, pois não existe um exame, característica física ou metodologia fixa para a sua realização. O diagnóstico é realizado através das características específicas apresentadas por cada paciente (normalmente crianças). Nesse contexto, o método DIR introduzido por Greenspan, apresenta uma análise acerca dos estágios do desenvolvimento que toda criança deve passar para ter um desenvolvimento saudável, elencando-os em diferentes níveis e grupos conhecidos como Níveis de Desenvolvimentos emocional e Funcional (NDEF). O diagnóstico pode ser realizado através da correlação entre os Níveis de Desenvolvimento Emocional e Funcional. Entretanto, para cada estágio, existe uma série de variáveis a se analisar, dificultando e atrasando o processo, que deve ser preciso e rápido para resultar em um bom tratamento. Nesse artigo, é proposto um sistema de identificação neurofuzzy, para a análise dos Níveis de Desenvolvimento Emocional e Funcional, através de variáveis obtidas pelo profissional psicólogo. O sistema foi testado usando um conjunto de dados gerados aleatoriamente. Os resultados comprovam a capacidade de análise do sistema fuzzy e um forte potencial para a aplicação no diagnóstico dos transtornos do neurodesenvolvimento.

*Keywords:* Fuzzy system; Stage of Development; DIR; Diagnostic; Neurodevelopment Disorders

*Palavras-chaves:* Sistema Fuzzy; Níveis de desenvolvimento Emocional e Funcional; DIR; Disgnóstico; Transtornos do Neurodesenvolvimento

### 1. INTRODUÇÃO

Os Transtornos do Neurodesenvolvimento (TN) são um grupo de condições com início no período do desenvolvimento. Os transtornos tipicamente se manifestam cedo no desenvolvimento, em geral antes de a criança ingressar na escola, sendo caracterizados por déficits no desenvolvimento (American Psychiatric Association (2013)). Eles não possuem cura, mas sim um tratamento, que visa mitigar esses prejuízos, para que o paciente (geralmente

\* Agradecemos a FAPEMA pelo apoio financeiro no fomento a pesquisa

criança) possa levar uma vida sem sofrer consequências por esses déficits.

Grande parte das habilidades humanas, são desenvolvidas com base em habilidades já desenvolvidas (exemplo: para falar, a criança deve querer interagir com o mundo exterior), dessa forma, um atraso em um ponto do desenvolvimento infantil pode acarretar déficits em outras habilidades. Nesse contexto, quanto mais cedo se iniciar o tratamento, melhor será a amenização do quadro, e os estágios posteriores serão pouco atingidos. Mostrando a necessidade de um diagnóstico preciso e precoce.

Esses tipos de transtornos não podem ser diagnosticados

através de exames ou características físicas marcantes, sendo detectado através dos déficits específicos apresentados, um processo similar a tentativa de diagnosticar determinada patologia, através dos sintomas apresentados, que por característica, é um processo bem incerto. O processo se torna mais complicado, pois a maioria dos pacientes são crianças, dificultando a aquisição de informações, sendo necessário consultar diversas fontes como pais, cuidadores, escolas, entre outros.

O processo de diagnóstico e tratamento de TN são observados de forma conjunta. As metodologias existentes (ABA, TEACHH, Son-Rise, DIR/Floortime), se baseiam em descartar possíveis deficiências, aplicação de entrevistas e questionários com os pais, escolas e cuidadores, além da seção de interação com o paciente. Dentre esses métodos, o modelo DIR/Floortime se destaca, pois promove uma análise dos Níveis de Desenvolvimento Emocional e Funcional (NDEF) que todo ser humano deve passar, para atingir o seu total desenvolvimento.

DIR é uma sigla que traz as três questões principais que norteiam a prática do método em questão: O D diz respeito ao Desenvolvimento Emocional e Funcional, o I diz respeito às diferenças individuais, e o R, aos Relacionamentos – além da técnica do Floortime, de importância crucial dentro do modelo Pires (2020).

Cada letra dessa sigla é relacionada a uma análise: Para o D, temos os NDEFs, que são avaliados através de quesitos realizados, para o I, é realizada uma análise acerca da forma com que processamos o que nossos sentidos captam, e para o R, uma análise dos relacionamentos.

A metodologia DIR/Floortime é muito promissora, pois oferece uma análise mais ampla, não focando diretamente na detecção de um TN, mas sim na análise de cada NDEF, assim a metodologia detecta atrasos no desenvolvimento humano, que é uma condição que segundo o Instituto NeuroSaber, afeta entre 10 e 15% das crianças com menos de 3 anos. Após essa etapa, através de relações entre os EDs comprometidos, pode ser feito o diagnóstico de um TN, ou um atraso específico em um ou mais NDEFs.

Devido a toda complexidade do processo diagnóstico, algumas técnicas de inteligência computacional foram apresentadas, com o objetivo de realizar o diagnóstico de TN de forma separada, como apresentado em: (Crippa et al. (2015); Eslami et al. (2019); Chen et al. (2019); Sharma et al. (2018)), porém a maioria não leva em consideração dois importantes aspectos: o contexto em que essa informação foi obtida (a resposta de uma criança pode variar para diferentes abordagens e situações) e o fato de que recortes de situações não podem servir como características para diagnósticos. Neste artigo, é proposto um sistema Fuzzy, para a análise dos quatro primeiros estágios do desenvolvimento.

As Principais contribuições desse trabalho são:

- Enquanto diferentes métodos utilizam informações obtidas diretamente da criança, sem dar importância para o contexto e o recorte, esse trabalho utiliza dados obtidos pelo profissional psicólogo, o que aumenta a confiabilidade na obtenção dos dados.
- Enquanto muitos métodos são específicos para o diagnóstico de um TN, esse trabalho foca na análise dos estágios do desenvolvimento, tendo assim potencial para uma aplicação geral.

- A grande maioria dos métodos são baseados na aplicação de redes neurais artificiais, este, baseia-se na aplicação de um sistema de regras fuzzy.
- O sistema trabalha em conjunto com o profissional psicólogo, não possibilitando assim, o distanciamento entre o processo de diagnóstico e o profissional habilitado para o tratamento.

## 2. EMBASAMENTO TEÓRICO

### 2.1 DIR e Floortime e a Neuropsicologia

Os estudos e métodos sobre os estágios do desenvolvimento, por muito tempo tiveram um enfoque nas questões cognitivas, e se baseavam em reduzir as desvantagens causadas por esses problemas, contudo, em seu estudo, Stanley I. Greenspan, introduziu uma nova abordagem, que leva em consideração a relação entre cognição e emocional, com isso, o DIR foi desenvolvido.

Como mencionado, DIR é uma sigla, que mostra as três principais questões na análise do método, são elas: o D de Desenvolvimento emocional e funcional, o I de Respeito às diferenças Individuais, e o R de Relacionamentos, em conjunto a esse modelo, a técnica floortime é aplicada. A partir das correlações entre esses quesitos e a neuropsicologia, é possível compreender um método para a análise e reabilitação de crianças com atrasos de desenvolvimento e TN.

Nesse trabalho, focamos em analisar os quatro primeiros NDEFs.

### 2.2 Desenvolvimento emocional e funcional (D).

Os NDEFs introduzidos por Greenspan and Greenspan (1993); Greenspan (1999); Greenspan (2000), abarcam desde os primeiros momentos de vida, até a idade adulta, e são resultados da observação de crianças com e sem as condições. Foram divididos em seis diferentes níveis. Nesse trabalho, foram analisados os quatro primeiros. São eles:

- NDEF 1 (Regulação e interesse pelo mundo): deve ser observado em crianças de zero a três meses. É um momento de extrema expansão do cérebro, onde a criança aprende a organizar as sensações e respostas fisiológicas como sons e cheiros, além de reconhecer padrões. Crianças que possuem Atrasos no Desenvolvimento (AD), ou algum TN, não conseguem manter atenção em sons, cheiros e sinais diferentes, tendo uma exploração do mundo bem afetada.
- NDEF 2 (Relacionamento e engajamento): deve ser observado em crianças na faixa de 2 a 5 meses. É o momento em que essa começa a se envolver em relacionamentos, perceber pessoas ao seu redor e ligar-se emocionalmente a essas. Atrasos no desenvolvimento desse nível, podem tornar a criança egocêntrica, além de não desenvolver a capacidade de decodificação da linguagem não verbal, tornando-a difícil de se engajar e, possivelmente, não compreendendo relacionamentos (esses podem ser sinais de diferentes TN).
- NDEF 3 (Círculos de comunicação): observado em crianças entre 3 e 10 meses. É o momento em que os primeiros sinais de comunicação emergem (sinais de comunicação não verbal), há pelo menos uma pessoa em que existe uma troca voluntária de sinais e

respostas. Sinais de AD nesse nível ou TN são dificuldades ou problemas em iniciar e dar prosseguimento a iniciativas de comunicação tanto para necessidades como para desejos.

- NDEF 4 (Comunicação complexa e resolução de problemas): observado em crianças de 9 a 18 meses. É o momento em que a criança estabelece uma comunicação em duas vias utilizando-a para solucionar problemas. Determinados problemas motores, deficiência auditiva ou visual podem impedir o desenvolvimento desse nível. Nesse sentido, crianças que não completam esse nível podem se tornar auto absorvidas (focada em reflexões internas).

A forma de se analisar os níveis varia de cada profissional, sendo assim, o processo tem uma linha, mas não uma metodologia fechada, além disso, vários quesitos devem ser analisados em cada nível para uma resposta ótima.

Esses níveis possuem uma característica muito similar a um sistema de pré-requisitos, pois podemos ver que caso uma criança tenha um atraso no NDEF 1, e não manter atenção e interagir com o seu redor, ela não começará a se envolver em relacionamentos e perceber pessoas ao seu redor (NDEF 2), nem terá uma troca voluntária de sinais com uma pessoa em especial (NDEF 3). Assim, quanto mais rápido o diagnóstico ocorrer, mais fácil será o tratamento para o atraso no NDEF 1, e menor influência ele terá sobre os níveis posteriores.

Observa-se que esses estágios começam a ser observados em crianças com menos de um ano de vida, por isso é provável que possam ser obtidos com uma espécie de ruído.

### 3. METODOLOGIA

Neste artigo é proposto um sistema Fuzzy modelo Takagi-Sugeno (TS), construído através de um sistema de identificação neuro-fuzzy, para a análise dos quatro primeiros estágios de desenvolvimento emocional e funcional.

Os parâmetros de entrada são os quesitos presentes no questionário desenvolvido pelo profissional psicólogo. Cada estágio possui diferentes quesitos.

Os parâmetros de entrada da base de dados foram gerados aleatoriamente, e a resposta qualitativa foi validada pelo especialista. Essa resposta foi submetida a um tratamento numérico, para ser analisada de forma quantitativa. Do total, 80% dos dados foram utilizados no sistema de identificação neuro-fuzzy para a construção das regras, e os 20% restantes serviram como conjunto de teste do sistema.

O algoritmo de *backpropagation* é aplicado para ajustar as funções de pertinência das variáveis de entrada (Antecedente da regra).

#### 3.1 Parâmetros de entrada

Uma das etapas do DIR, consiste na análise dos NDEFs. Essa etapa é realizada através de um questionário respondido pelo psicólogo, através das características apresentadas pelo paciente durante as sessões. Os quesitos desse questionário são ligados a problemas relacionados a um atraso do desenvolvimento desse estágio.

A metodologia está em pleno desenvolvimento, assim, cada profissional adapta seu questionário, baseado em sua análise da literatura.

Através do especialista, obtivemos o seguinte questionário,

que foi adaptado de Brazelton and Greenspan (2002). Cada um desses quesitos será considerado como parâmetro de entrada para seu respectivo subsistema.

Os quesitos analisados em cada NDEF são:

Nível 1 Regulação e interesse pelo mundo:

1. Demonstra interesse pelas coisas à sua volta?
2. Olha para cenas ao seu redor?
3. Vira-se na direção dos sons?

Nível 2 Relacionamento e engajamento:

1. A criança parece feliz e satisfeita quando vê sua pessoa preferida?
2. Tem curiosidade pelas brincadeiras do cuidador?
3. Mostra proximidade física ao cuidador?
4. Evita o olhar?
5. Engajamento em espaços amplos? (a partir dos 19 meses)
6. Mostra-se desconfortável se o cuidador não responde de forma apropriada/esperada? (25 meses)

Nível 3 Círculos de comunicação:

1. Demonstra o que quer (tentando alcançar ou apontando para alguma coisa, ou fazendo sons)?
2. Responde a pessoas que falam/ brincam com ele?
3. Demonstra raiva ou agressividade (até os 18 meses)
4. Usa linguagem? (verbal ou não verbal)
5. Inicia ações intencionais? (a partir dos 19 meses)
6. Responde de forma adequada (nem de mais, nem de menos)?

Nível 4 Comunicação complexa e resolução de problemas:

1. Demonstra o que quer ou necessita usando ações (levar você pela mão para abrir uma porta/ apontar para achar um brinquedo)? (14 meses)
2. O cuidador e a criança iniciam e mantêm cadeias recíprocas de interação um com o outro, amarrando, conectados, círculos de comunicação ou unidades de interação?
3. Orquestra cadeias de interações mais complexas enquanto resolve problemas e mostra o que quer, incluindo coisas como pegar comida, por exemplo (ele/ela pega a sua mão, leva você até o refrigerador, puxa a maçaneta e aponta para um determinado alimento ou garrafa de suco, ou leite?)/ (18 meses)
4. Usa imitação, como copiar sons, palavras ou gestos motores, como parte de uma interação divertida e contínua? (18 meses)
5. Soluciona problemas emocionais
6. Soluciona problemas motores

Alguns quesitos do questionário são mais difíceis de analisar, por isso, acabam sendo analisados numa idade acima da prevista para o desenvolvimento do nível, o que não é um problema, pois os pacientes normalmente possuem mais de dois anos.

Cada um dos quesitos possui quatro níveis possíveis de resposta qualitativa, que é relacionada a um fator percentual, da seguinte forma:

- Sim: O paciente responde plenamente, com autonomia, em diversas situações. Valor relacionado 1.
- Emergindo: O paciente responde ocasionalmente e sem suporte. Valor relacionado 0,75.

- Com Suporte: O paciente responde com algum tipo de suporte físico e/ou verbal consegue realizar a ação. Valor relacionado 0,5.
- Não: O paciente apresenta resposta mínima ou não responde. Valor relacionado 0.

Não existe variável com peso diferente, para o diagnóstico, importa a combinação entre as variáveis de entrada, assim NDEFs com mesmo número de entradas são analisadas com o mesmo sistema (NDEF 2, 3 e 4).

A lógica fuzzy é baseada em um modelo matemático que estima valores entre verdadeiro e falso, preto e branco, quente e frio, pequeno e grande, baixo e alto, perto e longe, entre outros (Mancilla-Rendón et al. (2021)). Aliando esse fator a preocupação em ter um baixo número de regras, torna-se interessante considerar que para cada entrada há apenas duas funções de pertinência, correspondentes aos valores sim e não. Assim os níveis emergindo e com suporte passam a se interpretados como valores intermediários, onde são definidos com graus de pertinência relacionados aos valores sim e não.

De início, foi escolhido um modelo de função de pertinência triangular, com núcleos em 0 e 1 (não e sim, respectivamente).

### 3.2 Base de dados

Os parâmetros de entrada são limitados a quatro valores, porém devido ao alto número de variáveis, em especial para os NDEF 2, 3 e 4, temos muitas combinações possíveis, com isso, geramos um conjunto de dados para ser usado no treinamento e testes do sistema, o conjunto segue o seguinte modelo:

- Para o NDEF 1, consideramos todas as 64 possibilidades, onde 51 combinações foram usadas como conjunto de treinamento, e 13 para testes, ambas escolhidas aleatoriamente.
- Para os NDEF 2, 3 e 4, foram geradas 204 amostras aleatórias (evitando amostras iguais), onde 164 foram consideradas para o treinamento e 40 para testes.

O processo de geração dos dados aleatórios foi realizado seguindo os seguintes passos:

1. Gerar uma matriz  $A_{jk}$  onde  $j$  é o número de amostras, e  $k$  o número de variáveis de entrada.
2. Gerar números aleatórios entre 0 e 1 para todas as colunas da linha selecionada.
3. Para cada coluna da linha selecionada, substituir o valor presente pelo número em que ela mais se aproxima entre: 0; 0,5; 0,75 e 1. Caso o valor tenha a mesma distância entre 2 termos, escolha o maior.
4. Se a linha for igual a outra criada anteriormente, repita os passos 2 e 3.

### 3.3 Parâmetros das respostas

As abordagens das seções anteriores fornecem apenas os parâmetros de entrada do conjunto de dados. Necessitando assim, passar por uma validação do especialista. As saídas obtidas são níveis (Sim, Emergindo, Com suporte e Não), sendo necessária a aplicação de um tratamento numérico devido as características matemáticas da lógica fuzzy introduzida por Zadeh (1988).

O tratamento leva em consideração que pacientes com mesmo parecer podem ter prejuízos com intensidades diferentes. Além disso, as médias dos parâmetros de entrada, possuem muita sobreposição, sendo necessária uma interpolação.

O parecer clínico, é baseado em níveis (Sim, Emergindo, Com Suporte, Não), o processo de interpolação demonstrado a seguir relaciona o valor das médias entre os parâmetros de entrada e o nível determinado pelo parecer, de forma a manter a simetria do conjunto (o parecer é igual ao valor associado ao nível, caso a média das variáveis de entrada seja igual a este), assim para os níveis Sim e Não, usa-se (1) e (4), para os demais níveis de (2) a (4).

Os valores de  $P_{final}$  e  $P_{inicial}$  são os valores máximos e mínimos da saída para esse nível, porém a abrangência total do nível não seguem esses parâmetros, pois esses são valores em que o grau de pertinência para esse conjunto (nível) já é relevante, assim o valor de abrangência de cada nível é apresentado na Tabela 1. O processo de obtenção dos parâmetros de saída do conjunto de dados segue o seguinte modelo:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{min} & 1 \\ M_{max} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} P_{inicial} \\ P_{final} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{min} & 1 \\ M_r & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} P_{inicial} \\ M_r \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_r & 1 \\ M_{max} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} M_r \\ P_{final} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$r_s = ax + b \quad (4)$$

Tabela 1. Abrangência de cada nível de saída

Nível Saída	Limite inferior	Limite Superior
Sim	0,8	1
Emergindo	0,6	1
Com Suporte	0,2	0,65
Não	0	0,4

onde  $M_{min}$  e  $M_{max}$  são as médias máximas e mínimas dos parâmetros de entrada em determinado nível (maior e menor intensidade nos prejuízos).  $M_r$  é o valor relacionado a esse nível (0 0,5, 0,75 ou 1). Em (4) é calculado o valor das saídas para o conjunto de dados. Onde os valores de  $M_{min}$ ,  $M_{max}$ ,  $P_{final}$  e  $P_{inicial}$  obedecem a Tabela 2.

A abrangência dos níveis com suporte e emergindo sobrepoõe boa parte dos níveis não e sim, isso ocorre devido ao limitado número de combinações de parâmetros de entrada que resultam nos níveis dos extremos, com o nível sim sendo um caso bem específico, onde o paciente responde com autonomia quase todos os quesitos.

Tabela 2. Parâmetros para a interpolação

Nível Saída	$M_{min}$	$M_{max}$	$P_{final}$	$P_{inicial}$
Sim(1)	0,83	1	1	0,95
Emergindo(0,75)	0,375	0,91667	0,91	0,64
Com Suporte(0,5)	0,25	0,8	0,62	0,32
Não(0)	0	0,291667	0,3	0

### 3.4 Identificação Neurofuzzy

Neste trabalho, é proposto um sistema Fuzzy de regras baseadas no modelo Takagi-Sugeno (TS). Que segundo

da Silva et al. (2019), é um modelo que funciona como um aproximador de um sistema que pode ser completo ou representado apenas por meio de suas relações de entrada e saída. É baseado na utilização de uma base de regras condicionais de inferência. Sendo que as regras são formadas por equações paramétricas relacionadas às entradas e saídas, conforme a equação (5).

$$R_i : \text{Se } x \text{ é } A_i \text{ e } \dots \text{ então } y_i = f_i(x), \quad i = 1, 2, \dots, K, \quad (5)$$

No processo de inferência, uma prática comum é usar o domínio do conhecimento para as estruturas de determinação (que é, determinar entradas relevantes, o número de funções de pertinência para cada entrada, o tipo do modelo Fuzzy, entre outros) e dados numéricos para parâmetros de identificação (que é, identificar o valor dos parâmetros que podem gerar a melhor resposta). Em particular, o termo modelagem neurofuzzy refere-se à forma de aplicar as várias técnicas desenvolvidas na literatura das redes neurais nos sistemas de inferência fuzzy (Jang and Sun (1995)).

Sistemas adaptativos de identificação neurofuzzy são uma moderna classe de sistemas híbridos de inteligência computacional. Esses são descritos como redes neurais artificiais caracterizadas por parâmetros Fuzzy. Combinando dois diferentes conceitos de inteligência computacional, utilizam-se as forças individuais da lógica Fuzzy e redes neurais artificiais em um sistema híbrido de estrutura homogênea (Sremac et al. (2019)). Devido a essa característica, o sistema de identificação neurofuzzy possui aplicação em diversas áreas, como exemplo Phan et al. (2020). O esquema de inferência pode ser representado pela estrutura em rede a seguir:

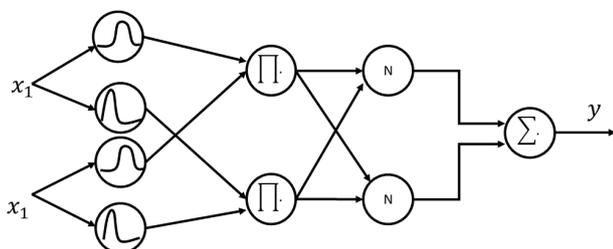


Figura 1. Exemplo de uma rede fuzzy com 2 regras representado como uma rede neurofuzzy

Onde os primeiros nós computam o grau de pertinências das variáveis de entrada, o nó posterior é o nó de produto, que representa o operador de conjunção do antecedente, em seguida, os nós de normalização  $N$  e de soma  $\Sigma$  realizam a desfuzzificação por média ponderada (Babuška (1998)).

O sistema fuzzy desenvolvido nesse trabalho, baseia-se em:

- Modelo de regras do tipo Takagi-Sugeno, onde a função de saída é construída com formato de equação linear.
- Produto dos valores de entrada fuzzificados, como método do operador *and*, para a combinação dos valores de entrada.
- Média ponderada de todas as saídas como método de desfuzzificação.
- *Backpropagation* como método de otimização.

#### 4. TESTES E RESULTADOS

Na etapa de validação, em cada NDEF, foram considerados aproximadamente 20% das amostras contidas na base de dados. A escolha de amostras relacionadas para treinamento e teste foram realizadas aleatoriamente.

##### 4.1 Sistema NDEF 1

Para o primeiro NDEF, foram consideradas 13 amostras para testes escolhidas aleatoriamente dentro do conjunto de dados. O treinamento foi realizado com critério de erro de 0,015. Na Figura 2, a comparação entre os resultados esperados em cada amostra de testes e a resposta do sistema fuzzy é apresentada.

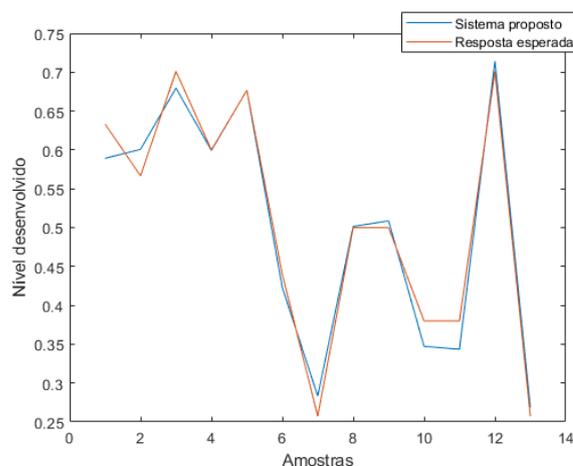


Figura 2. Comparação entre a resposta desejada e o resultado obtido pelo sistema

Na Figura 2, observa-se que o sistema proposto possui uma resposta muito próxima a esperada. Para uma análise mais detalhada, a partir da Tabela 3, tem-se os valores do erro médio e máximo percentual ( $E_{Med}$ ,  $E_{max}$ ) para o sistema NDEF1.

Tabela 3. Erro percentual NDEF 1

Sistem	$E_{Med}$ (%)	$E_{max}$ (%)
NDEF 1	2,3	6,97

O erro máximo absoluto, observado na Tabela 3, foi de 6,97%. O valor esperado e obtido para essa amostra são respectivamente, 0,6334 e 0,5892. Com isso, é um erro relativamente pequeno e a resposta obtida continua dentro da abrangência do nível Com suporte.

##### 4.2 Sistema NDEF 2, 3 e 4

O sistema referente aos NDEF 2, 3 e 4, foi treinado com 164 amostras, escolhidas aleatoriamente dentro do conjunto de dados. As regras foram construídas adotando um critério de tolerância de 0,015. O conjunto de teste contém 40 amostras. Na Figura 3, observa-se a comparação entre resultado esperado e obtido pelo sistema.

Na Figura 3, observa-se que o sistema possui uma resposta satisfatória, considerando a relação entre resposta obtida e resposta esperada. Para analisar de forma mais precisa, na Tabela 4, tem-se os valores de  $E_{Med}$ ,  $E_{max}$  para o sistema

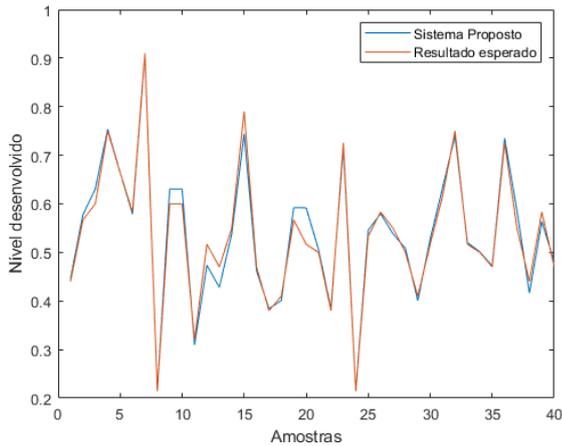


Figura 3. NDEF 2, 3 e 4, comparação entre a resposta desejada e o resultado obtido pelo sistema

Tabela 4. Erro percentual NDEF 2, 3, 4

Sistema	$E_{Med}$ (%)	$E_{max}$ (%)
NDEF 2, 3, 4	2,79	14,5

NDEF 2, 3 e 4.

A amostra que possui o máximo erro percentual, tem como conjunto de saída o nível “Com Suporte”, os valores esperados e obtidos são respectivamente, 0,5167 e 0,5918.

Portanto, observando a Tabela 4, concluímos que a resposta obtida pelo sistema está dentro do nível “com suporte”, alterando apenas sua intensidade.

## 5. CONCLUSÃO

O sistema proposto é baseado no método de identificação neurofuzzy. Para o NDEF 1, o sistema é constituído por 3 variáveis de entradas. Como não existem variáveis com pesos diferentes, importando apenas suas combinações, os NDEFs 2, 3 e 4, são analisados pelo mesmo sistema, pois possuem o mesmo número de variáveis de entrada (6 quesitos DIR/Floortime).

A base de dados foi construída gerando aleatoriamente parâmetros de entrada para ambos os sistemas. Os parâmetros de saída foram construídos com base no parecer qualitativo do especialista e a interpolação da média dos parâmetros de entrada dentro do intervalo de abrangência de cada nível, de forma a manter a simetria no conjunto. Elas foram divididas em: Grupo de treinamento (80% das amostras) e grupo de testes (20%).

Para ambos os NDEFs, o comportamento do sistema foi muito próximo da resposta esperada, na pior amostra testada em ambos os casos, o resultado estava dentro da abrangência do nível diagnosticado. Para os NDEF 2, 3 e 4, os resultados mostram que é possível contruir um sistema de identificação neurofuzzy com poucos dados para treinamento (aproximadamente 4% de todas as combinações possíveis).

A resposta satisfatória para os sistemas sugerem um forte potencial para diagnóstico de TN, pois a saída dos NDEFs apresentam relação com as diferentes intensidades de prejuízos que cada TN pode acarretar.

## REFERÊNCIAS

- American Psychiatric Association (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders: DSM-IV*. Autor, Washington, DC, 5th ed. edition.
- Babuška, R. (1998). *Fuzzy Modeling*, 9–48. Springer Netherlands, Dordrecht. doi:10.1007/978-94-011-4868-9\_2.
- Brazelton, T.B. and Greenspan, S.I. (2002). *As necessidades essenciais das crianças: o que toda criança precisa para crescer, aprender e se desenvolver*. Artmed.
- Chen, T., Antoniou, G., Adamou, M., Tachmazidis, I., and Su, P. (2019). Automatic diagnosis of attention deficit hyperactivity disorder using machine learning. *Applied Artificial Intelligence*.
- Crippa, A., Salvatore, C., Perego, P., Forti, S., Nobile, M., Molteni, M., and Castiglioni, I. (2015). Use of machine learning to identify children with autism and their motor abnormalities. *Autism Dev Disord*, 45, 2146–2156. doi: 10.1007/s10803-015-2379-8.
- da Silva, L.M., da Silva, E.J.A., Ferreira, L.M., Gonçalves, R.M., and da Silva, B.Q. (2019). Estado da arte dos fundamentos e ideias da lógica fuzzy aplicada as ciências e tecnologia. *Revista Brasileira de Geomática*, 7(3), 149–169. doi:10.3895/rbgeo.v7n39365.
- Eslami, T., Mirjalili, V., Fong, A., Laird, A.R., and Saeed, F. (2019). Asd-diagnet: A hybrid learning approach for detection of autism spectrum disorder using fmri data. *Frontiers in Neuroinformatics*, 13, 70. doi:10.3389/fninf.2019.00070.
- Greenspan, S.I. (1999). *A evolução da Mente: As origens da inteligência e as novas ameaças a seu desenvolvimento*. Rio de Janeiro: Record.
- Greenspan, S.I. (2000). *Filhos Emocionalmente Saudáveis, Íntegros, Felizes, Inteligentes*. Rio de Janeiro: Campus.
- Greenspan, S.I. and Greenspan, N.T. (1993). *Entrevista Clínica com Crianças*. Porto Alegre: Artes Médicas, 2nd edition.
- Jang, J.S. and Sun, C.T. (1995). Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE*, 83(3), 378–406. doi:10.1109/5.364486.
- Mancilla-Rendón, E., Lozano, C., and Torres-Esteve, E. (2021). Fuzzy governance model. *Mathematics*, 9(5). doi:10.3390/math9050481.
- Phan, D., Bab-Hadiashar, A., Hoseinnezhad, R., N. Jazar, R., Date, A., Jamali, A., Pham, D.B., and Khayyam, H. (2020). Neuro-fuzzy system for energy management of conventional autonomous vehicles. *Energies*, 13(7). doi:10.3390/en13071745.
- Pires, B.S. (2020). Dir e a neuropsicologia: Pontos de intersecção.
- Sharma, A., Khosla, A., Khosla, M., and Rao, Y. (2018). Fast and accurate diagnosis of autism (fada): a novel hierarchical fuzzy system based autism detection tool. *Australas Phys Eng Sci Med*, 41, 757–772. doi:10.1007/s13246-018-0666-3.
- Sremac, S., Zavadskas, E.K., Matic, B., Kopic, M., and Zeljko Stevic (2019). Neuro-fuzzy inference systems approach to decision support system for economic order quantity. *Economic Research-Ekonomika Istraživanja*, 32(1), 1114–1137. doi:10.1080/1331677X.2019.1613249.
- Zadeh, L. (1988). Fuzzy logic. *Computer*, 21(4), 83–93. doi:10.1109/2.53.