

**CENTRO UNIVERSITÁRIO DE ANÁPOLIS - UNIEVANGÉLICA  
CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO**

**LUCAS CÂNDIDO DE SOUZA SILVA  
MARCO AURÉLIO BALDEZ CORRÊA FILHO**

**APLICAÇÃO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL E ALGORITMO GENÉTICO NA  
ELABORAÇÃO DE DIETAS**

**ANÁPOLIS – GO**

**2018 – 1**

**LUCAS CÂNDIDO DE SOUZA SILVA  
MARCO AURÉLIO BALDEZ CORRÊA FILHO**

**APLICAÇÃO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL E ALGORITMO GENÉTICO NA  
ELABORAÇÃO DE DIETAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação do Centro Universitário de Anápolis - UniEVANGÉLICA, sob orientação dos professores Ma. Natasha Sophie Pereira e Me. William Pereira dos Santos Júnior.

**ANÁPOLIS – GO**

**2018 – 1**

**LUCAS CÂNDIDO DE SOUZA SILVA  
MARCO AURÉLIO BALDEZ CORRÊA FILHO**

**APLICAÇÃO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL E ALGORITMO GENÉTICO NA  
ELABORAÇÃO DE DIETAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
ao Curso de Bacharelado em Engenharia  
de Computação do Centro Universitário de  
Anápolis - UniEVANGÉLICA, sob orientação  
dos professores Ma. Natasha Sophie Pereira e  
Me. William Pereira dos Santos Júnior.

Anápolis, GO, \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_.

---

**Natasha Sophie Pereira**

Orientadora

---

**William Pereira dos Santos Júnior**

Coorientador

---

**Lucas de Almeida Ribeiro**

Convidado

---

**Raissa dos Santos Vieira**

Convidada

**ANÁPOLIS – GO**

**2018 – 1**

*”Que seu remédio seja seu alimento, e que seu alimento seja seu remédio”  
Hipócrates, 460-377 a.C.*

## RESUMO

Este trabalho aborda o desenvolvimento de um protótipo para auxiliar no processo de elaboração de um plano alimentar, utilizando rede neural artificial e algoritmo genético. Tem o objetivo de contribuir com a prática profissional nutricionistas durante a elaboração de planos alimentares. As informações necessárias para o desenvolvimento foram coletadas a partir de pesquisas bibliográficas e aplicação de entrevistas com profissionais da área de saúde da cidade de Anápolis – Goiás. Os alimentos que irão compor o plano são baseados na Tabela Brasileira de Composição de Alimentos (TACO), de 2017, e armazenados em um arquivo no formato JSON, onde é possível sua leitura durante o processo de treinamento da rede neural, através da utilização de técnicas neuroevolutivas. O protótipo desenvolvido é voltado para a plataforma Web e conta com duas interfaces principais: uma para entrada de dados referentes ao indivíduo e outra com os resultados obtidos, o conjunto de alimentos que irão compor o plano alimentar. Os resultados obtidos foram satisfatórios para mostrar um pouco sobre a aplicação da computação evolucionária em uma área específica da saúde, porém há várias melhorias que poderiam ser aplicadas para aumentar a precisão e a elaboração de planos alimentares mais próximos da realidade das pessoas.

**Palavras-chave:** elaboração de plano alimentar. rede neural artificial. algoritmo genético.

## ABSTRACT

This work addresses the development of a prototype to assist in the meal planning process using artificial neural network and genetic algorithm. It aims to contribute to professional nutritionist practice during the drafting of meal plans. The necessary information for the development were collected from bibliographical researches and interviews with health professionals from the city of Anápolis - Goiás. The foods that will compose the plan are based on the *Tabela Brasileira de Composição de Alimentos (TACO)* , from 2017, and stored in a JSON format file, where it is possible to read it during the training process of the neural network, through the use of neuroevolutionary techniques. The prototype developed is aimed at the Web platform and has two main interfaces: one for input of data concerning the individual and another with the results obtained, the set of foods that will make up the meal plan. The results were satisfactory to show a little about the application of evolutionary computation in a specific area of health, but there are several improvements that could be applied to increase the accuracy and meal plans closer to the person's reality.

**Keywords:** meal planning. neural network artificial. genetic algorithm.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representação da comunicação em uma arquitetura cliente-servidor . . . . .	14
Figura 2 – Processo geral de um algoritmo genético . . . . .	17
Figura 3 – Representação do cruzamento de utilizando o método de ponto único . . . . .	19
Figura 4 – Mutação Simples . . . . .	20
Figura 5 – Representação de um neurônio biológico . . . . .	21
Figura 6 – Representação de um neurônio artificial . . . . .	22
Figura 7 – Página inicial do protótipo para elaboração do PA . . . . .	28
Figura 8 – Formulário para coleta de informações físicas e fisiológicas . . . . .	29
Figura 9 – Representação gráfica da rede neural artificial . . . . .	29
Figura 10 – Resultado da geração de uma refeição . . . . .	30
Figura 11 – Pontuação média da população e do melhor genoma . . . . .	35
Figura 12 – Variedade de espécies durante o treinamento da ANN . . . . .	35

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Nutrientes essenciais para humanos. . . . .	27
Tabela 2 – Exemplos de entrada de dados . . . . .	30
Tabela 3 – Exemplos de entrada de dados mapeadas para valores numéricos . . . . .	32



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AI	Artificial Intelligence – Inteligência Artificial
ANN	Artificial Neural Network – Rede Neural Artificial
ANNGA	Artificial Neural Network with Genetic Algorithm – Rede Neural Artificial com Algoritmo Genético
API	Application Programming Interface – Interface de Programação de Aplicação
CE	Computação Evolucionária
DBMS	Database Management System – Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados
DCNT	Doenças Crônicas Não Transmissíveis
GA	Genetic Algorithm – Algoritmo Genético
IDR	Ingestão Diária Recomendada
ML	Machine Learning – Aprendizagem de Máquina
NE	Neuroevolution – Neuroevolução
NEAT	Neuroevolution of Augmenting Topologies – Neuroevolução de Topologias Aumentada
PA	Plano Alimentar
TACO	Tabela Brasileira de Composição de Alimentos
TMB	Taxa Metabólica Basal

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> . . . . .	<b>11</b>
<b>1.1</b>	<b>Problema</b> . . . . .	<b>11</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivos</b> . . . . .	<b>12</b>
<b>1.2.1</b>	<b>Geral</b> . . . . .	<b>12</b>
<b>1.2.2</b>	<b>Específicos</b> . . . . .	<b>12</b>
<b>1.3</b>	<b>Justificativa</b> . . . . .	<b>12</b>
<b>1.4</b>	<b>Metodologia</b> . . . . .	<b>13</b>
<b>1.5</b>	<b>Procedimentos Técnicos</b> . . . . .	<b>14</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> . . . . .	<b>16</b>
<b>2.1</b>	<b>Algoritmo genético</b> . . . . .	<b>16</b>
<b>2.1.1</b>	<b>Parâmetros</b> . . . . .	<b>17</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Operadores</b> . . . . .	<b>18</b>
<b>2.2</b>	<b>Aprendizagem de máquinas</b> . . . . .	<b>20</b>
<b>2.2.1</b>	<b>Rede neural artificial</b> . . . . .	<b>21</b>
<b>2.2.2</b>	<b>Neuroevolução</b> . . . . .	<b>23</b>
<b>2.2.2.1</b>	<b>Neuroevolution of Augmenting Topologies</b> . . . . .	<b>23</b>
<b>2.3</b>	<b>Nutrição</b> . . . . .	<b>24</b>
<b>2.3.1</b>	<b>Nutrientes essenciais</b> . . . . .	<b>25</b>
<b>3</b>	<b>DESENVOLVIMENTO</b> . . . . .	<b>28</b>
<b>3.1</b>	<b>O protótipo desenvolvido</b> . . . . .	<b>28</b>
<b>3.2</b>	<b>Elaboração de dietas</b> . . . . .	<b>30</b>
<b>3.3</b>	<b>Cálculo do valor calórico</b> . . . . .	<b>31</b>
<b>3.4</b>	<b>Configuração da biblioteca NEAT-Python</b> . . . . .	<b>32</b>
<b>3.5</b>	<b>Avaliação de desempenho</b> . . . . .	<b>32</b>
<b>4</b>	<b>ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS</b> . . . . .	<b>34</b>
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> . . . . .	<b>36</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	<b>37</b>

<b>APÊNDICES</b>	<b>41</b>
<b>APÊNDICE A – ARQUIVO DE CONFIGURAÇÃO DA BIBLIOTECA NEAT-PYTHON . . . . .</b>	<b>42</b>

# 1 INTRODUÇÃO

O conjunto dos alimentos que definem o comportamento nutricional de uma pessoa é chamado de dieta, e este, ao longo dos anos, vem sendo utilizado com o propósito de aprimorar a saúde e forma física, seja para a redução de massa corporal, ou simplesmente a busca por uma vida mais longa e saudável (WITT; SCHNIDER, 2011).

Toda pessoa absorve e metaboliza os alimentos de forma única e possui suas próprias restrições alimentares, o que torna a elaboração de um Plano Alimentar (PA) altamente dependente das características fisiológicas do indivíduo, e conseqüentemente, uma tarefa extremamente árdua e complexa para ser executada (DAMMS-MACHADO et al., 2015; JACOB et al., 2013).

Um nutricionista deve processar uma enorme quantidade de informação para elaborar um PA de qualidade para seus pacientes, e por este motivo, alguns detalhes são geralmente deixados de lado, como a análise dos nutrientes essenciais. Segundo Boog, Motta e Bon (1985), combinar um conjunto de alimentos que entreguem todos os nutrientes necessários para o correto funcionamento do corpo de uma pessoa diariamente é uma tarefa que dificilmente poderia ser realizada por uma pessoa.

A partir da utilização de modelos computacionais ligados a Inteligência Artificial (AI – *Artificial Intelligence*), informações podem ser analisadas e processadas de forma ágil e com precisão. Dentre estes modelos, estão as redes neurais artificiais e os algoritmos genéticos. A primeira é responsável por emular o funcionamento do cérebro humano e treinar os neurônios artificiais, buscando pelos melhores parâmetros para a rede neural (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000). Enquanto a segunda fornece uma busca de ótimas soluções dentre uma grande variedade de problemas, que podem aproximar o resultado ao ideal (MIRANDA, 2007).

Por meio dessa abordagem, foi desenvolvido um protótipo capaz de auxiliar na elaboração de um PA, podendo servir de apoio para nutricionistas, reduzido consideravelmente o esforço necessário para fornecer um PA de qualidade para seus pacientes.

## 1.1 Problema

A procura por regimes alimentícios, chamado erroneamente de dieta, tem crescido nos últimos anos, com o propósito de aprimorar a saúde e a forma física. Mas, na maioria das vezes, sua prática não é acompanhada por profissionais de nutrição, o que aumenta os riscos de uma alimentação inadequada (LIMA et al., 2010).

Bento, Esteves e França (2015) afirmam que uma dieta deve conter todos os nutrientes necessários ao organismo, assim como, deve evitar que a combinação inadequada de alimentos possa acarretar em prejuízo ao paciente, em especial quando se faz uso de medicamentos

regulares ou possui determinados problemas de saúde, como por exemplo, Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT).

De acordo com [Gomes e Santos \(2014\)](#), para que seja possível ter uma alimentação saudável, é necessário saber elaborar as refeições de forma coerente e equilibrada. Deste modo, a elaboração de um PA depende altamente das características fisiológicas do indivíduo, o que a torna uma tarefa extremamente complexa.

Sendo assim, como desenvolver um sistema de apoio à profissionais de nutrição na elaboração de planos alimentares, de acordo com as especificações do paciente, e de modo a fornecer todos os nutrientes essenciais de que ele necessita, com eficiência e eficácia?

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1 Geral**

Demonstrar como a utilização de algoritmos genéticos e redes neurais artificiais podem auxiliar na elaboração de um plano alimentar conforme as especificações físicas e fisiológicas de um paciente.

### **1.2.2 Específicos**

- a) Aprofundar os conhecimentos à respeito da elaboração de planos alimentares, redes neurais artificiais e algoritmos genéticos;
- b) Realizar entrevistas com profissionais da área de nutrição, com a finalidade de levantar requisitos e definir quais os principais parâmetros de entrada de dados a serem fornecidos para o protótipo;
- c) Identificar quais os nutrientes essenciais e seus respectivos valores de Ingestão Diária Recomendada (IDR);
- d) Utilizar um banco de dados de treinamento contendo as informações básicas sobre cada um dos alimentos;
- e) Desenvolver um protótipo que auxilie nutricionistas na elaboração de planos alimentares;

## **1.3 Justificativa**

Devido ao maior interesse e preocupação da população com uma alimentação mais saudável, a procura por regimes aumentou muito nos últimos anos, com o principal objetivo de solucionar ou evitar problemas de saúde ([SAVI et al., 2000](#)).

Um regime alimentar, diferentemente de uma dieta, consiste na privação de um conjunto de alimentos, são genéricas e seguidas apenas por um curto espaço de tempo, na busca por resultados imediatos. Esses regimes são bastante populares e seus adeptos, na maioria das

vezes, não estão cientes dos riscos à saúde que essas alterações na alimentação, sem um acompanhamento nutricional, podem trazer. Isso ocorre pois regimes alimentícios não levam em consideração o estado atual de saúde, hábito alimentar, estilo de vida, e outras informações cruciais sobre o paciente, o que pode ocasionar em carência ou excesso de determinados nutrientes, e conseqüentemente, resultados insatisfatórios ou até nocivos para saúde das pessoas (SOUTO; FERRO-BUCHER, 2006).

O organismo de uma pessoa é muito complexo, possui diversos fatores que podem afetar a forma como um alimento será digerido e absorvido, como por exemplo, os trilhões de microrganismos presentes no corpo humano, que formam a Microbiota Humana<sup>1</sup>. Cada um destes microrganismos está presente em diferentes proporções em cada pessoa, e essa diferença possui uma forte relação com a forma como um indivíduo responde ao consumo de um determinado alimento, tornando a elaboração de um PA uma questão bastante particular (COSTELLO et al., 2009; CONSORTIUM et al., 2012).

Por meio da utilização do protótipo de software desenvolvido nesta pesquisa, o exercício profissional de nutricionistas e nutrólogos será facilitado, visto que o esforço necessário para relacionar todas as variáveis, informações físicas, e informações fisiológicas do paciente será menor, reduzindo-se apenas ao trabalho de analisar se a resposta apresentada pelo software é coerente e quais modificações poderiam ser realizadas a fim de tornar o PA mais realista com relação ao estilo de vida e preferências pessoais do paciente.

#### 1.4 Metodologia

Foi desenvolvido um protótipo de software para o auxílio de profissionais de nutrição, com o intuito de automatizar o processo de seleção dos alimentos que irão compor o PA, de acordo com parâmetros de entrada específicos e utilizando conceitos de Aprendizagem de Máquina e Computação Evolucionária (CE).

Com relação aos objetivos, a pesquisa pode ser considerada como exploratória e descritiva (CIRIBELLI, 2003; WAZLAWICK, 2017), visto que foi feito levantamento teórico sobre aprendizado de máquina e também sobre fisiologia humana e elaboração de planos alimentares. Ainda, foi realizada uma entrevista com uma profissional de nutrição a fim de levantar informações essenciais para o desenvolvimento do protótipo.

De acordo com os procedimentos técnicos, pode-se definir o projeto proposto como baseado em Pesquisa Bibliográfica, pois o estudo foi baseado em livros, monografias, teses, dissertações e artigos de autores conceituados nas áreas de ML, CE, Fisiologia Humana e Nutrição. O intuito da pesquisa foi desenvolver um sistema para auxiliar na elaboração de PAs, além de verificar, com o auxílio da entrevista, sua eficiência e eficácia junto à profissionais

---

<sup>1</sup>Conjunto de micro-organismos que residem nos tecidos e fluídos corporais, como bactérias, arqueias, protistas, fungos e vírus (WILLEY; SHERWOOD; WOOLVERTON, 2013).

de nutrição, sendo assim, a pesquisa pode, ainda, ser denominada quantitativa-qualitativa (CIRIBELLI, 2003; WAZLAWICK, 2017).

## 1.5 Procedimentos Técnicos

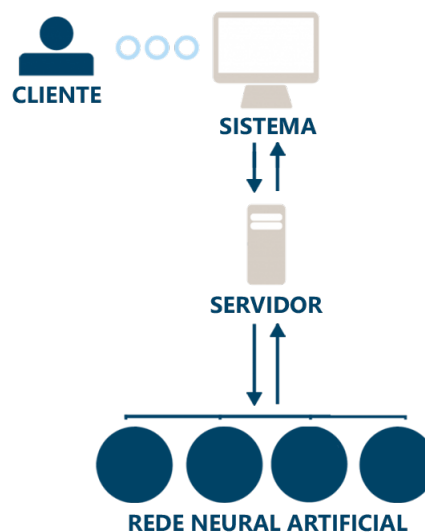
No desenvolvimento do sistema foram utilizadas duas linguagens de programação principais, Python e Javascript. A primeira na implementação do seletor de alimentos e na construção da Interface de Programação da Aplicação (API - *Application Programming Interface*) para a comunicação entre cliente-servidor, enquanto que a outra no desenvolvimento do protótipo.

Python é uma linguagem interpretada, de propósito geral, tipagem dinâmica e possuiu um *design* focado na legibilidade do código, motivos que a tornam extremamente popular entre programadores iniciantes (MUELLER, 2014). Apesar dessas vantagens, a razão que levou à sua escolha para a execução deste trabalho, foi o seu vasto ecossistema de bibliotecas, livros, cursos e outros materiais de estudo abordando AI.

A linguagem Javascript é essencial para o desenvolvimento de interfaces dinâmicas e iterativas para a plataforma Web, portanto, foi uma escolha simples, visto que também foi classificada como a linguagem de programação mais popular do mundo em 2017 (STACK OVERFLOW, 2017).

A comunicação entre o protótipo e a API é baseado na arquitetura cliente-servidor, conforme ilustrado na figura 1. O cliente fará uma requisição ao servidor, submetendo as informações, que serão preenchidas no formulário do protótipo, e como resposta, receberá uma lista de alimentos que irão compor o PA e mais se adequam aos dados fornecidos.

Figura 1 – Representação da comunicação em uma arquitetura cliente-servidor



Fonte: Os autores

O processo de seleção dos alimentos, que acontece no servidor, necessita de uma base de dados contendo diversos alimentos, e seus respectivos nutrientes presentes em uma determinada quantidade de massa, e do valor do IDR. Esses dados são armazenados em um arquivo no formato JSON (*Javascript Object Notation*) e podem ser lidos através das bibliotecas nativas presentes tanto na linguagem Javascript quanto em Python. Como a quantidade de dados é relativamente pequena, não foi preciso utilizar um método de armazenamento mais robusto, como SQLite (biblioteca que implementa um banco de dados embutido) ou um DBMS (*Database Management System* – Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados).

Existem diversos modelos de redes neurais que diferem largamente em função e aplicação. Neste projeto foi empregado uma abordagem neuroevolutiva de um modelo *Feedforward*, combinado com Algoritmo Genético (ANNGA – *Artificial Neural Network with Genetic Algorithm*). Para simplificar a implementação, foi utilizado a biblioteca NEAT-Python no desenvolvimento do seletor de alimentos, que será abordado com mais detalhes ao longo da pesquisa.



## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo apresenta a base teórica que fundamenta este trabalho, conceitos e ideias necessários para pensar os objetivos e resultados que serão apresentados nos próximos capítulos.

### 2.1 Algoritmo genético

Algumas pessoas se espantam com a palavra “algoritmo”, acreditando que ela está escrita ou pronunciada de forma errada. Por mais que ela pareça confusa, [Oliveira e Manzano \(2016\)](#) dizem que o termo “algoritmo” vem do latim *algoritmos* e que está relacionado à ideia de algorismos, pois tem influência dos termos *algorismos* e *algorithmos*, e também, de *arithmós* que é associado à ideia de números.

Segundo [Szwarcfiter e Markenzon \(2010\)](#) e [Saliba \(1992\)](#), Algoritmo é basicamente um processo sistemático, ou uma sequência de passos ordenados, que solucione um problema específico ou uma tarefa em questão. A capacidade de solucionar estes tipos de problemas não quer dizer inteligência, mas existem sistemas que buscam solucionar problemas complexos que utilizam a ideia de Inteligência Artificial que, defensavelmente, é um passo extremamente importante na direção de produzir sistemas computacionais cada vez mais úteis ([COPPIN, 2010](#)).

O termo Inteligência Artificial não possui uma definição universal, no entanto, duas definições aceitas para o termo são: “todo problema para qual não há nenhuma solução algorítmica conhecida é um problema da AI” ([LAURIERE; HOWLETT, 1989](#)), e “o estudo de como fazer os computadores realizarem tarefas as quais, até o momento, os homens fazem melhor” ([RICH; KNIGHT, 1994](#)). Dessas tarefas, a mais importante é a capacidade de aprender, pois sem ela, um computador não conseguiria imitar um ser humano por tempo suficiente ([DOMINGOS, 2015](#)). Atualmente a AI é muito utilizada em sistemas complexos, resolvendo problemas críticos de forma homogênea e automática, tornando-se um recurso indispensável para a humanidade. Portanto, se todos os algoritmos parassem de funcionar, o mundo seria totalmente diferente do que conhecemos hoje ([DOMINGOS, 2015](#)).

A Computação Evolucionária (CE) começou a ser explorada como uma ferramenta de otimização nos anos 50, quando cientistas da computação tiveram a ideia de aplicar os princípios Darwinianos da evolução biológica a uma população de soluções candidatas ([JACOBSON; KANBER, 2015](#)). Teoricamente, pensava ser possível aplicar os mecanismos evolucionários, tais como *crossover* (recombinação) e mutação, permitindo que os algoritmos fossem capazes de “evoluir” novas soluções dentro de um certo período de tempo, ao serem acoplados a um mecanismo de seleção ([JACOBSON; KANBER, 2015](#)).

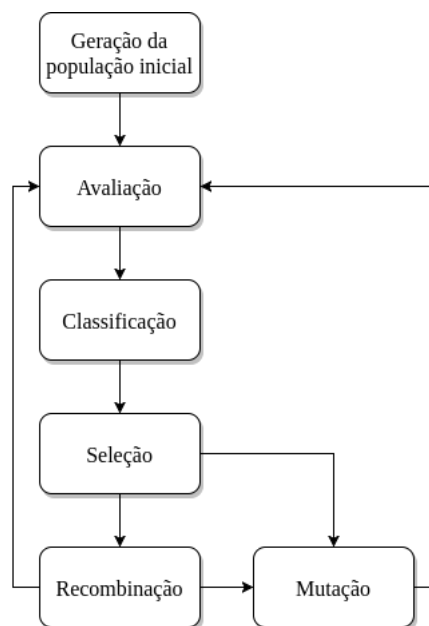
Algoritmos Genéticos (GA) são algoritmos de otimização e busca baseados nos

mecanismos de evolução natural descritos no livro “A Origem das Espécies” de Charles Darwin, um naturalista e fisiologista, em 1859 (LACERDA; CARVALHO, 1999). Os GAs combinam a sobrevivência do mais apto, através de um mecanismo de seleção, para formar um algoritmo de busca. Em cada geração, um novo conjunto de indivíduos artificiais são criados utilizando *bits* e peças dos ancestrais mais aptos da geração anterior, juntamente com a aplicação da mutação, evitando irrecuperáveis perdas de material genético (GOLDBERG, 1989).

Para um problema de otimização, com inúmeras soluções candidatas que precisam ser encontradas, é dado o nome “espaço de busca”, e cada ponto específico presente no espaço de busca representa uma solução candidata para um dado problema. Existe também o conceito de distância, em que as soluções situadas mais próximas umas das outras são mais prováveis de expressarem traços similares do que soluções mais distantes. Nesse contexto, distância representa a similaridade da representação binária de uma solução (JACOBSON; KANBER, 2015).

O processo básico por trás de um GA é apresentado conforme a imagem 2.

Figura 2 – Processo geral de um algoritmo genético



Fonte: Os autores.

### 2.1.1 Par metros

A primeira etapa de um algoritmo gen tico   a defini o de par metros, sendo que os principais s o: tamanho da popula o, taxa de muta o e taxa de cruzamento (JACOBSON; KANBER, 2015).

O tamanho da popula o corresponde simplesmente ao n mero de indiv duos presentes na popula o de uma gera o qualquer. Apesar da simplicidade, o valor impacta diretamente na

precisão das soluções encontradas (JACOBSON; KANBER, 2015).

A taxa de mutação determina a probabilidade em que um específico gene do cromossomo de uma solução tenha o seu valor alterado, sendo assim, quanto maior o seu valor, maior será a diversidade genética na população. Porém, se for muito elevada, haverá perda de boas soluções encontradas na geração anterior e se for muito pequena, poderá levar muito tempo para se locomover no espaço de busca e encontrar soluções factíveis (JACOBSON; KANBER, 2015).

A taxa de cruzamento define a frequência em que o cruzamento é aplicado. Valores altos permitem que soluções potencialmente superiores sejam encontradas enquanto que valores mais baixos promovem uma menor diferenciação da nova população com relação a geração anterior (JACOBSON; KANBER, 2015).

### 2.1.2 Operadores

Uma vez que os parâmetros foram definidos, a população inicial poderá ser gerada, comumente por processo aleatório, no entanto, caso existam informações conhecidas sobre o espaço de busca, uma população melhor preparada poderá ser formada a fim de reduzir o tempo necessário para alcançar o estado objetivo (JACOBSON; KANBER, 2015).

Segundo Goldberg (1989), um algoritmo genético é geralmente composto por três operadores:

- i Seleção;
- ii Cruzamento (*crossover*);
- iii Mutação.

Cada indivíduo integrante da população corresponde a uma solução candidata que será avaliada por um algoritmo denominado “função *fitness*”. Toda pontuação calculada é armazenada para que os indivíduos mais aptos sejam então selecionados para fazerem parte da geração seguinte, processo denominado Seleção (JACOBSON; KANBER, 2015).

Existem várias formas de seleção, dentre elas, o método da roleta, em que cada indivíduo da população é representado de forma proporcional ao seu índice de aptidão, e caso seu índice for maior, obtém uma porção maior da roleta, e se menor, recebem uma porção menor; e o método de torneio, onde um número de indivíduos da população é escolhido randomicamente e forma uma sub-população temporária (MITCHELL, 1998).

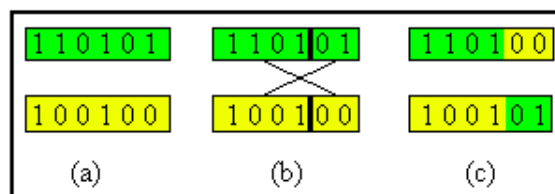
Após a seleção, os cromossomos melhor avaliados trocam informação genética entre si na expectativa de criar novos indivíduos que contenham os melhores genes de seus pais. Neste processo, a taxa de cruzamento (*crossover*) atuará na decisão de aplicar ou não o operador a um determinado indivíduo (JACOBSON; KANBER, 2015).

Segundo [Michalewicz \(2013\)](#), o cruzamento é um operador que se baseia na troca de partes de um indivíduo, ou seja, tem a característica de realizar a troca de informações genéticas entre um indivíduo e outro de acordo com sua aptidão. Isto significa que os cromossomos mais aptos têm maior probabilidade de contribuir para a formação de um ou mais indivíduos da população seguinte. Existem basicamente os seguintes métodos:

- Ponto único de cruzamento, onde é selecionado um ponto de cruzamento onde as informações genéticas dos pais serão alteradas e todas as informações anteriores a este ponto, são ligadas às informações posteriores ao ponto;
- Múltiplos pontos de cruzamento que generaliza a troca de material genético através de múltiplos pontos, onde os pontos de cruzamento são utilizados;
- Cruzamento uniforme que, através de um parâmetro global, determina qual a probabilidade de cada variável a ser trocada entre os pais.

A figura 3 exemplifica o ato reprodutivo usando a taxa de cruzamento de um ponto. Na figura 3a, são escolhidos dois indivíduos da população, na 3b o ponto 4 de cruzamento é escolhido e na 3c ocorre a recombinação das características gerando novos indivíduos.

Figura 3 – Representação do cruzamento de utilizando o método de ponto único

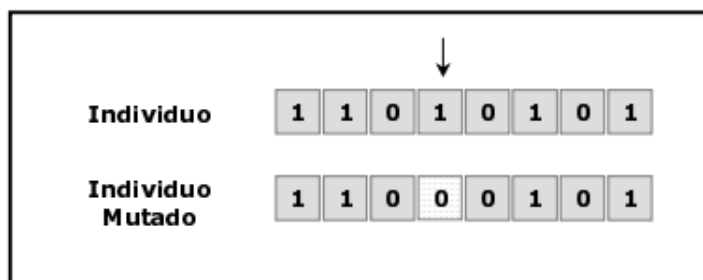


Fonte: ([CARVALHO, 2018](#))

A mutação é a última etapa para completar um ciclo de evolução e consiste em alterar alguns dos *bits* que definem um cromossomo, cuja representação, geralmente, definida por uma *string* formada por *bits* 0's e 1's ([MITCHELL, 1998](#)). Esta operação simplesmente modifica aleatoriamente alguma característica do indivíduo sobre o qual é aplicada, conforme a figura 4. É neste passo que pode-se garantir a diversidade das características dos indivíduos da população, introduzindo informações que nunca estiveram presentes nos indivíduos já existentes ([MICHALEWICZ, 2013](#)).

Uma vez que o ciclo foi finalizado, é necessário verificar se a condição de término foi atingida para, então, decidir se um novo ciclo deve ser iniciado ou não. Como um exemplo de condição, pode-se determinar uma certa pontuação que um cromossomo deve atingir para finalizar a execução do treinamento ([POTTER M.A.; DE JONG, 1997](#)).

Figura 4 – Mutação Simples



Fonte: Os autores.

## 2.2 Aprendizagem de máquinas

Sistemas de AI são capazes de tomar decisões baseadas em informações recebidas através de sensores, sem a necessidade de serem pré-programados para executar uma tarefa específica. As informações obtidas através dos sensores são executadas por um sistema de apoio a decisão, que determina as ações que serão realizadas, e, finalmente, aprende a partir do resultado dessas ações. Dessa forma, obtêm-se um sistema inteligente (BOSTROM, 2014).

Desde que a Inteligência Artificial alcançou o reconhecimento como disciplina em meados da década de 1950, o aprendizado de máquina tem sido uma área de pesquisa bastante explorada. Uma das razões para isso é que a capacidade de aprender é uma característica de comportamento inteligente, portanto, em qualquer tentativa de entender a inteligência como um fenômeno, deve ser incluída uma compreensão da aprendizagem em si (SHAVLIK; DIETTERICH; DIETTERICH, 1990).

Aprendizagem de Máquina (ML - *Machine Learning*) é um método científico que permite a autoprogramação de computadores inteligentes (DOMINGOS, 2015). Da mesma forma que as pessoas são capazes de aprender a partir de exemplos, essa mesma estratégia é utilizada pelo computador para aprender gradativamente. É considerado um subcampo da AI e nos últimos anos têm ganhado cada vez mais atenção (DOMINGOS, 2015).

Segundo Russell e Norvig (2002), as tarefas de ML são geralmente classificadas em três categorias, dependendo da natureza do aprendizado:

- Supervisionada: são apresentados ao computador exemplos de entradas, e os resultados esperados são definidos de forma que o objetivo é aprender uma regra geral que mapeia entradas para saídas predefinidas. As redes neurais deste tipo aprendem a definir o peso de suas redes e conseguem definir mais precisamente os dados disponíveis;
- Não supervisionada: nenhum rótulo é dado ao algoritmo de aprendizagem, então este deve encontrar, por si próprio, a saída a partir das entradas fornecidas, ou seja, sem qualquer

intervenção humana, suas redes neurais conseguem definir seu próprio caminho;

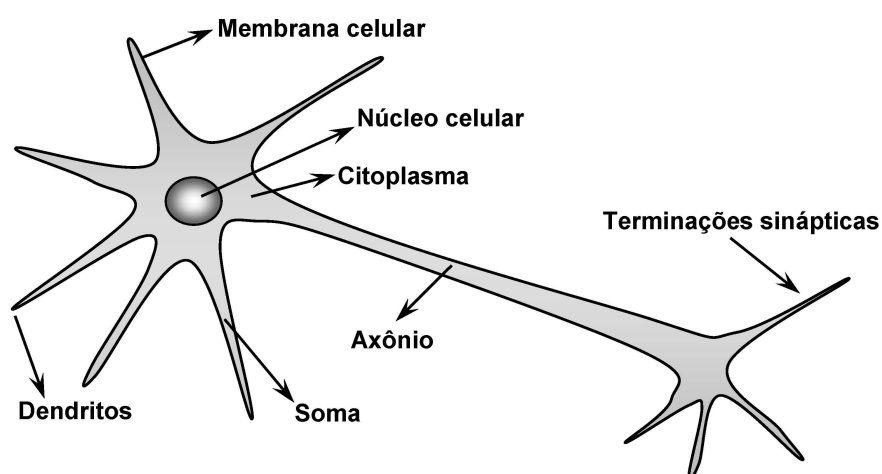
- **Reforço:** um programa de computador interage com um ambiente dinâmico, onde deve alcançar um determinado objetivo enquanto fornece *feedback*, em termos de recompensas e punições, à medida que navega no espaço do problema ou realiza uma certa atividade.

Para o desenvolvimento do projeto proposto, a aprendizagem não supervisionada foi utilizada. Visto que, apesar de mais complexa, esta necessita apenas das entradas para atuar no treinamento da máquina.

### 2.2.1 Rede neural artificial

O cérebro humano possui cerca de dez bilhões de neurônios, células vivas divididas em diferentes formas. Tipicamente são constituídos de uma parte central chamada soma ou corpo celular, onde está localizado o núcleo celular e o citoplasma; fibras de entrada chamadas dendritos; e um ou mais axônios, que têm uma projeção chamada terminal axônico (ou botão sináptico). Os terminais axônicos de um neurônio são dispostos muito próximos de um ou mais dendritos de outros neurônios, a região entre eles é chamada de sinapse e possui cerca de 20 nanômetros (NILSSON, 2009). Um neurônio é ilustrado esquematicamente na figura 5.

Figura 5 – Representação de um neurônio biológico



Fonte: [BARRA, 2013](#)

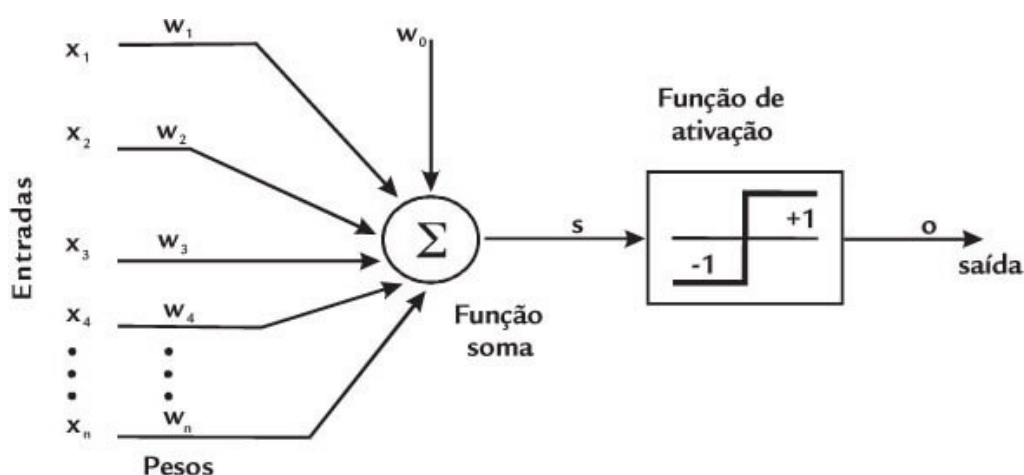
Através de uma reação eletroquímica, um neurônio pode enviar um fluxo de pulsos para seus axônios. Quando o pulso chega, através da sinapse adjacente, ao dendrito de outro neurônio, este pode estimular ou inibir a atividade eletromagnética através da sinapse. A ação deste segundo neurônio de “disparar” e enviar pulsos próprios, depende de quantos e quais tipos de pulsos (excitatórios ou inibitórios) chegam às sinapses de seus vários dendritos, e também da eficiência dessas sinapses na transmissão de atividades eletroquímicas. Estima-se que existam

mais de meio trilhão de sinapses no cérebro humano. A doutrina neuronal afirma que as várias atividades do cérebro, incluindo percepção e pensamento, são o resultado de toda essa atividade neural (NILSSON, 2009).

Tanto as Redes Neurais Artificiais (ANNs - *Artificial Neural Networks*) quanto os GAs foram inventados no espírito de uma metáfora biológica. A rede neural é o cérebro humano e consiste de pequenas unidades (nós), com habilidades muito simples, que estão interconectadas. Dessa forma, o poder do modelo deriva da comunicação entre essas unidades e depende da estrutura de suas conexões. As redes neurais artificiais estão muito distantes da dimensão e desempenho do cérebro humano, tendo raramente mais do que algumas centenas de nós, sendo a maioria muito menos do que isso. Além disso, a estrutura dos neurônios biológicos é muito mais complexa do que seu simples modelo computacional, que ainda não foi completamente explorado (KOEHN, 1994).

O modelo de neurônio artificial mais simples foi proposto em 1943 por McCulloch & Pitts. Ele possuía substancial poder computacional e uma definição matemática precisa, no entanto, por ser tão simplista, era apenas capaz de gerar saídas binárias com pesos e limites fixos. Nessa representação, cada neurônio da rede poderia ser implementado conforme a figura 6.

Figura 6 – Representação de um neurônio artificial



Fonte: Adaptado de Medeiros (2006, p. 3).

Os sinais de entrada provenientes do meio externo são espelhados pelo conjunto  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , que são análogos aos impulsos elétricos externos captados pelos dendritos no neurônio biológico. As ponderações exercidas pelas junções sinápticas do modelo biológico são representadas no neurônio artificial pelo conjunto de pesos sinápticos  $w_1, w_2, \dots, w_n$ .

A relevância de cada uma das entradas do neurônio é então executada através de multiplicações destas pelo seu respectivo peso. Assim, torna-se possível verificar que a saída do corpo celular artificial, denotada por  $o$ , é a soma ponderada de suas entradas (SILVA; SPATTI;

FLAUZINO, 2010).

Segundo [Carvalho \(2018\)](#), uma rede neural artificial existem alguns componentes importantes que permitem seu funcionamento correto, tais como:

- **Conexões:** determinam o peso e são responsáveis por interligar um neurônio ao outro;
- **Neurônios:** recebe um sinal ou informação através de suas entradas e o processa, tendo como resposta uma saída binária que define a veracidade da informação. Quanto mais entradas existir, maior é a capacidade de perceber diferentes sinais;
- **Função de ativação:** responsável por definir a saída de um nó, dada uma entrada ou um conjunto de entradas;
- **Função de propagação:** usada para transportar valores através dos neurônios de uma ANN, geralmente as entradas são somadas e entregues para uma função de ativação, responsável por gerar uma saída;
- **Regra de aprendizagem:** método ou lógica matemática que melhora o desempenho da ANN, e geralmente é aplicada repetidamente por toda a rede.

### 2.2.2 Neuroevolução

Neuroevolução (NE - *Neuroevolution*) é um subcampo dentro da AI e ML estudado há décadas por uma pequena comunidade de pesquisadores entusiastas. Atualmente vem sendo reconhecida e o seu potencial tem chamando cada vez mais a atenção dos pesquisadores. A NE consiste em disparar um processo evolucionário similar ao que ocorre no cérebro, no intuito de gerar redes neurais artificiais utilizando algoritmos genéticos, parâmetros, topologias e regras. Dessa forma, diferentemente de algoritmos de aprendizagem supervisionada, que necessitam de entradas e saídas predefinidas, a NE precisa apenas da medida de desempenho da rede para uma determinada tarefa específica ([STANLEY, 2017](#); [STANLEY](#); [MIKKULAINEN, 2002](#)).

#### 2.2.2.1 Neuroevolution of Augmenting Topologies

*Neuroevolution of Augmenting Topologies* (NEAT) é um algoritmo genético evolucionário introduzido por [Stanley e Miikkulainen \(2002\)](#), que promove a ideia de que é mais efetivo iniciar a evolução com redes pequenas e simples, permitindo que elas se tornem mais complexas ao longo do tempo. A evolução da rede neural ocorre tanto nos parâmetros da topologia quanto no dos pesos, na tentativa de encontrar o balanceamento entre as soluções evoluídas baseadas na avaliação da função e sua diversidade ([GOMIDE, 2012](#)).

A codificação genética utilizando o NEAT é projetada para facilitar o alinhamento entre genes no cruzamento dos genomas, que representam a conexão da rede neural artificial



([STANLEY; MIKKULAINEN, 2002](#)). Um dos exemplos mais simples é a evolução de uma ANN que determina a saída da porta lógica XOR, conforme o código 2.1.

Código 2.1 – Exemplo da avaliação de um genoma

```

1 def eval_genomes(genomes, config):
2     for genome_id, genome in genomes:
3         genome.fitness = 4.0
4         net = neat.nn.FeedForwardNetwork.create(genome, config)
5
6         for xi, xo in zip(xor_inputs, xor_outputs):
7             output = net.activate(xi)
8             genome.fitness -= (output[0] - xo[0]) ** 2

```

No exemplo acima (código 2.1), é declarada a função responsável por avaliar todos os genomas produzidos em cada geração. Para cada um é atribuído inicialmente a pontuação máxima (4.0), e o número total de exemplos. A partir do *score* são então subtraídos o valor das saídas obtidas com a execução da rede neural, para que posteriormente, o valor final de desempenho dos genomas seja comparado.

### 2.3 Nutrição

Nutrição é a ciência que estuda a relação entre os alimentos e a saúde, assim como também os processos metabólicos do organismo humano ([WARDLAW; SMITH, 2013](#)). Os alimentos contêm variados nutrientes, os quais fornecem calorias, matéria-prima para a construção e manutenção do corpo e regulação de processos químicos essenciais ([WARDLAW; SMITH, 2013](#)).

A alimentação é fundamental para a sobrevivência de todas as espécies do planeta, portanto o correto balanceamento de uma dieta com grande variedade de nutrientes em sua composição é de suma importância ([CARELLE; CANDIDO, 2014](#)).

As substâncias encontradas no interior dos alimentos representam um importante papel para o desenvolvimento e crescimento dos indivíduos. Sendo assim, o estudo da composição dos alimentos é necessário para a construção de um PA equilibrado, visto que cada nutriente possui um importante papel no organismo ([GOMES; SANTOS, 2015](#)).

Nutrientes podem ser classificados em dois grupos, os micro e os macronutrientes. O primeiro grupo compreende as vitaminas e minerais, enquanto o segundo, os carboidratos (açúcar), proteínas, gorduras e álcool ([MAHAN; ESCOTT-STUMP; RAYMOND, 2015](#)).

Macronutrientes são necessários em grandes quantidades e fornecem energia e massa para o corpo crescer, reparar e desenvolver novos tecidos, conduzir impulsos nervosos e regular o processo de vida ([KERN, 2005](#)). Já os micronutrientes, são extremamente importantes para o

normal funcionamento do corpo e necessários em pequenas quantidades, sendo sua principal função a de possibilitar que as várias reações químicas ocorram (CUPPARI, 2009).

Segundo Carelle e Candido (2014), atualmente, as doenças crônicas são as principais causas de mortalidade e incapacidade no mundo, decorrentes principalmente da carência e/ou excesso de nutrientes, apoiados pelo sedentarismo. O organismo do corpo humano é muito bom para combater doenças, mas é através da boa alimentação que o sistema imunológico obtém recursos para realizar este combate (FULLERTON-SMITH; OZ., 2007).

O sistema imunológico tem a capacidade de reconhecer determinadas estruturas que adentram ao corpo humano, e consegue desenvolver mecanismos, em resposta aos estímulos que essas estruturas causam, destruindo ou neutralizando-a. A principal função deste mecanismo de defesa é manter o corpo humano seguro contra infecções e tumores (JANEWAY, 2007).

Prieto, Reyes e Álvarez-mon (1997) dizem que se a falha destas respostas pode ter um efeito prejudicial para a saúde, podendo provocar reações inflamatórias com maior ou menor intensidade, resultando, inclusive, em doenças crônicas. Ainda segundo os autores, as doenças que são consideradas pelo grupo das Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNTs) são: i) Doenças Cardiovasculares; ii) Diabetes; iii) Câncer; iv) Doenças Respiratórias Crônicas.

Segundo Achutti e Azambuja (2004), as DCNTs surgem devido a má alimentação e podem ser evitadas ou adiadas apenas com a mudança do hábito de se alimentar. Por isso, é importante uma boa alimentação para manter o organismo seguro de doenças e/ou inflamações que possam surgir.

### 2.3.1 Nutrientes essenciais

Dentre os nutrientes essenciais, existem aqueles que são vitais para a saúde mas que não podem ser produzidos pelo corpo humano, então a única maneira de obtê-los é a partir da ingestão de alimentos e suplementos. A diversidade dietética que fundamenta o conceito de alimentação saudável pressupõe que nenhum alimento específico ou grupo deles isoladamente, é suficiente para fornecer todos os nutrientes necessários para uma boa nutrição e consequente manutenção da saúde (BRASIL, 2008).

Freitas (2016) diz que cada um destes grupos têm sua função no corpo humano e *Nutrients Review* (2017) detalha que, atualmente, existem 39 nutrientes essenciais, que são divididos em 5 grupos diferentes:

- Água: Desempenha um papel fundamental no organismo, atuando como transporte de nutrientes, eliminando substâncias tóxicas e contribuindo para a regulação das funções vitais do corpo humano, assim como no controle de temperatura;
- Vitaminas: São reguladores do funcionamento do corpo. Elas não fornecem nenhum tipo de energia. Seu principal papel é manter o organismo funcionando corretamente;

- **Minerais:** Está presente em todo o corpo humano. Eles mantêm o equilíbrio das funções vitais do sistema nervoso, bem como de todo o organismo;
- **Aminoácidos:** São nutrientes que agem como construtores e reparadores de diferentes tecidos do corpo humano, como ossos e músculos. Eles também auxiliam na fabricação de glóbulos vermelhos, tecidos conectivos e paredes de órgãos;
- **Ácidos Graxos:** Atuam na produção de componentes estruturais das células, têm ação anti-inflamatória, melhoram o humor e regulam os níveis de colesterol, diminuindo o risco de doenças cardiovasculares.

De acordo com os princípios de uma alimentação saudável, todos os grupos de alimentos devem compor a dieta diária. Uma alimentação saudável deve fornecer todos os nutrientes essenciais, os quais são insubstituíveis e indispensáveis ao bom funcionamento do organismo ([NUTRIENTS REVIEW, 2017](#); [BRASIL, 2008](#)).

Os carboidratos frequentemente são listados como um grupo essencial de nutrientes, porém, não são essenciais. O corpo humano pode sintetizar todos os carboidratos necessários, incluindo glicose, de proteínas e gorduras. Nutrientes essenciais junto com carboidratos são frequentemente denominados nutrientes básicos. Atualmente, há vários grupos de pesquisa que recomendam obter cerca de 55-65% das calorias provenientes de carboidratos. Sendo assim, mesmo que os carboidratos não sejam considerados essenciais, eles podem ser consumidos como uma opção nutriente saudável ([NUTRIENTS REVIEW, 2017](#)). Conforme a tabela 1, pode-se verificar como os nutrientes são distribuídos e classificados:

Tabela 1 – Nutrientes essenciais para humanos.

Grupo	Nutriente	IDR
Água	Água	3.7 L
Vitaminas	Vitamina A	900 mcg RAE
	Vitamina B1	1.2 mg
	Vitamina B2	1.3 mg
	Vitamina B3	16 mg
	Vitamina B5	5 mg
	Vitamina B6	1.3 mg
	Vitamina B7	30 µg
	Vitamina B9	400 DFE
	Vitamina B12	2.4 mcg
	Vitamina C	90 mg
	Vitamina E	15 mg
	Vitamina K	120 mcg
	Colina	550 mg
Minerais	Cálcio	1 g
	Cloreto	2.3 g
	Cromo	35 mcg
	Cobre	1 mg
	Iodo	150 mcg
	Ferro	8 mg
	Magnésio	400 mg
	Manganês	2.3 mg
	Molibdênio	50 mcg
	Fósforo	700 mg
	Potássio	4.7 g
	Selênio	55 µg
	Sódio	1.5 g
Zinco	11 mg	
Aminoácidos	Isoleucina	19 mg
	Histidina	11 mg/kg EAR
	Leucina	34 mg/kg EAR
	Lisina	31 mg/kg EAR
	Metionina	15 mg/kg EAR
	Fenilalanina	33 mg/kg EAR
	Triptófano	4 mg/kg EAR
	Treonina	16 mg/kg EAR
Valina	19 mg/kg EAR	
Ácidos graxos	Ácido alfa-linolênico	1.6 g
	Ácido linoléico	17 g

Fonte: [Nutrients Review \(2017\)](#), [Padovani et al. \(2006\)](#)

### 3 DESENVOLVIMENTO

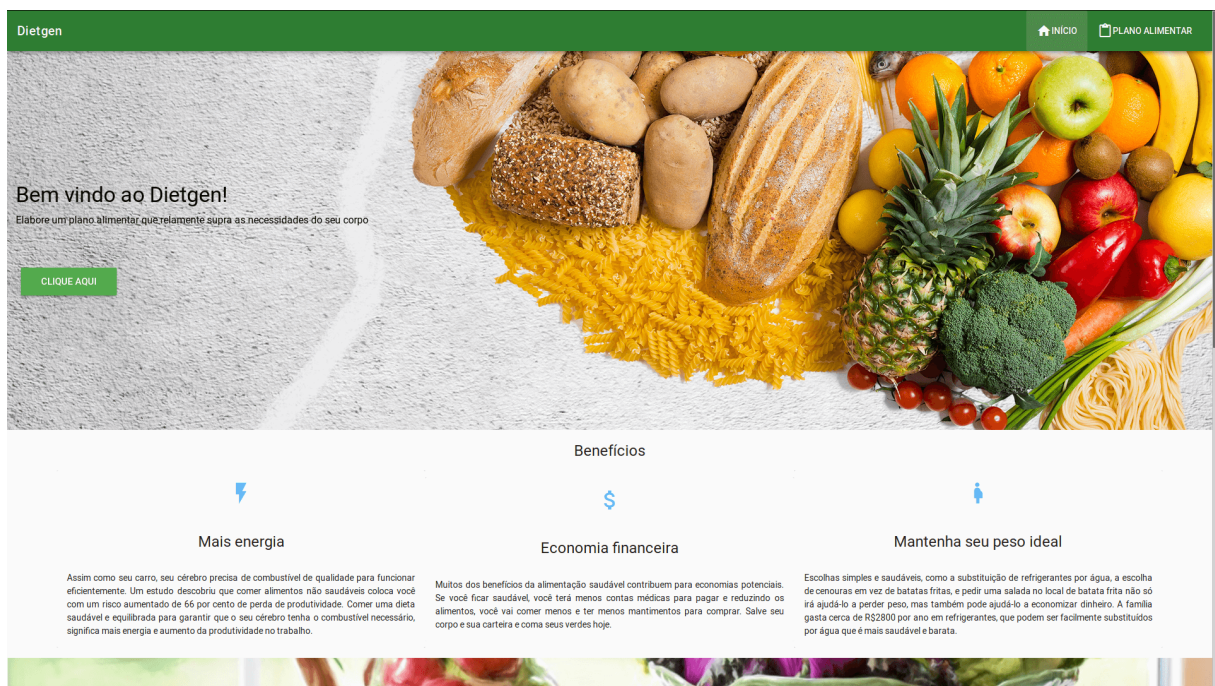
#### 3.1 O protótipo desenvolvido

O processo de elaboração de um PA por um nutricionista, requer que certas informações acerca do paciente sejam fornecidas, a fim de selecionar os alimentos que farão parte de sua nova dieta.

Para determinar quais são essas informações, foi realizada uma entrevista com uma nutricionista da cidade de Anápolis-GO, onde foram identificados quais seriam os dados essenciais para o processo de seleção de alimentos, e como definir se a escolha de um determinado alimento é adequada para o paciente.

Além disso, era necessário fornecer um meio para que nutricionistas pudessem interagir com a aplicação responsável por realizar a tarefa principal, a seleção dos alimentos, de forma que intuitiva, de fácil utilização, bem como atrativo. Por essa razão, foi desenvolvido um protótipo a fim de facilitar o uso do algoritmo neuroevolutivo. O protótipo desenvolvido composto por 3 interfaces principais: uma página de apresentação (Figura 7); um formulário para obtenção dos dados do indivíduo (Figura 8); e a última interface, que apresenta os resultados da elaboração do PA (Figura 10).

Figura 7 – Página inicial do protótipo para elaboração do PA



Fonte: Os autores.

O início do processo de seleção dos alimentos que farão parte do PA do indivíduo se dá pelo fornecimento de alguns dados, que são recolhidos em formulário próprio (Figura 8).

Figura 8 – Formulário para coleta de informações físicas e fisiológicas

The screenshot shows a web form titled 'Dietgen' with a green header. The form contains the following fields and options:

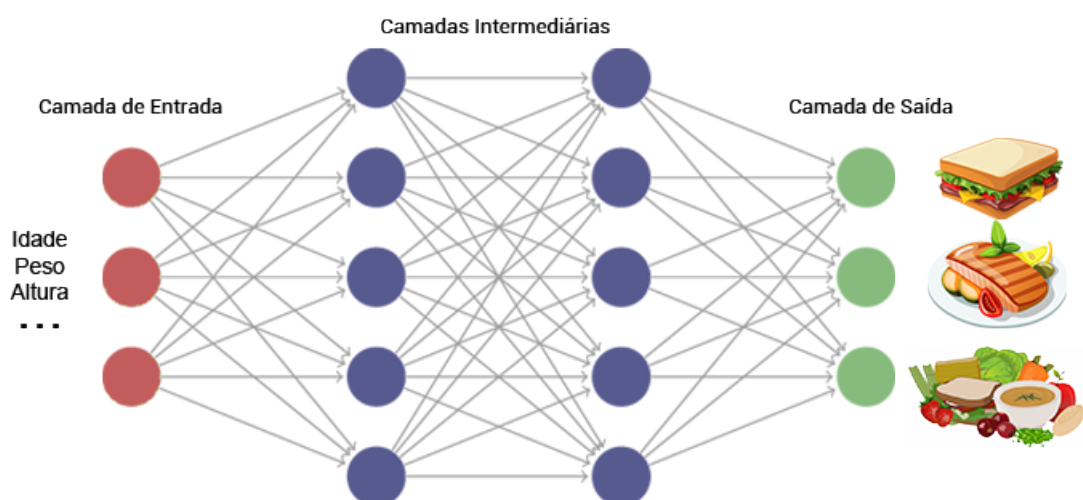
- Idade\***: 33
- Peso\***: 91 kg
- Altura\***: 175 cm
- Gênero\***: Masculino
- Nível de atividade física\***: Pouco ativo
- Objetivo\***: Manter peso atual
- Restrições\***: Nenhuma
- Calorias\***: 2712 Kcal
- Diabetes?**:
- Pressão Alta?**:
- GERAR**: Button

At the bottom, it says 'Desenvolvido com [logotipo] por Lucas Cândido de Souza Silva e Marco Aurélio Baldez Corrêa Filho'.

Fonte: Os autores.

Com os dados inseridos pelo usuário, é possível realizar o seu processamento, utilizando cálculos para determinar a necessidade energética e, caso a pessoa tenha algum tipo de DCNT, restringir certos alimentos, mantendo a quantidade diária necessária de nutrientes essenciais para o corpo humano. A imagem 9 exemplifica como os dados serão processados.

Figura 9 – Representação gráfica da rede neural artificial



Fonte: Os autores.

Na tabela 2 são apresentados 5 exemplos de dados de entrada reais, fornecidos pela nutricionista durante a coleta de informações, e utilizados no processo de treinamento da ANN.

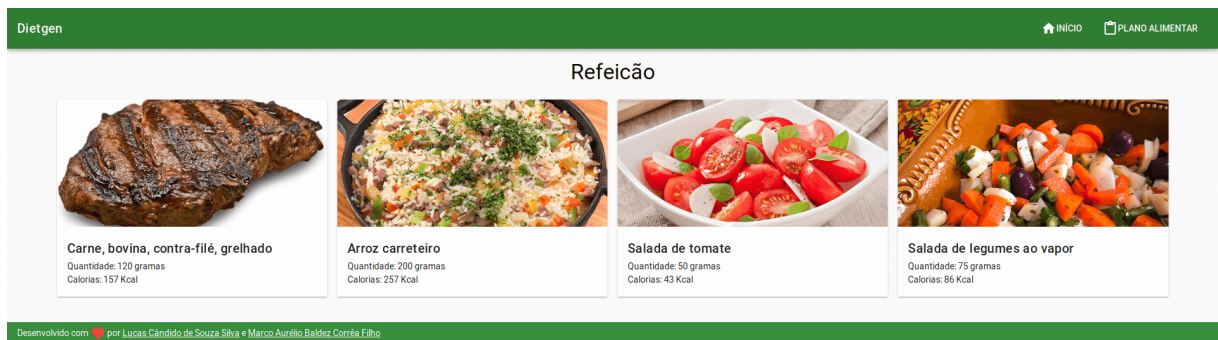
Tabela 2 – Exemplos de entrada de dados

Exemplos	Idade	Altura (cm)	Massa Corporal (kg)	Gênero	Fator de Atividade Física	Objetivo	Hipertensão Arterial	Diabetes Tipo II	Intolerância à Lactose	Intolerância ao Glúten
Pessoa 1	48	178	84,0	Masculino	Sedentário	Manutenção de peso	Não	Não	Não	Não
Pessoa 2	26	164	60,8	Feminino	Moderado	Manutenção do peso	Não	Não	Sim	Não
Pessoa 3	62	169	90,5	Feminino	Sedentário	Perda de peso	Sim	Não	Não	Não
Pessoa 4	29	168	89,7	Masculino	Sedentário	Perda de peso	Não	Não	Não	Sim
Pessoa 5	51	147	66,6	Feminino	Leve	Perda de peso	Não	Sim	Não	Não

Fonte: Os autores.

Ao submeter o formulário com as informações de uma pessoa, será exibida uma lista de alimentos que deverão compor o PA do indivíduo, conforme ilustrado na Figura 10.

Figura 10 – Resultado da geração de uma refeição



Fonte: Os autores.

### 3.2 Elaboração de dietas

O processo de elaboração de dietas se inicia com a obtenção das informações físicas e fisiológicas do indivíduo alvo. Baseando-se nessas informações, o sistema determina a melhor combinação de alimentos que provê todos os nutrientes necessários para atingir as recomendações diárias indicadas pelo Instituto Nacional de Saúde dos Estados Unidos da América, que tem investido anualmente, em média, \$32 bilhões de dólares em pesquisas na área de saúde (NHI, 2017).

Durante esse processo, é necessário que sejam consideradas as restrições alimentares do indivíduo para evitar danos à sua saúde. Por exemplo, uma pessoa com hipertensão arterial deve evitar ao máximo o consumo de sal (NaCl - Cloreto de sódio), enquanto que um diabético tipo II deve reduzir drasticamente a ingestão de carboidratos, e assim por diante. Existem também as intolerâncias alimentares, como a doença celíaca (intolerância ao glúten) e a intolerância à lactose, açúcar encontrado no leite. Além de todos esses detalhes, existem muitos outros que poderiam ser analisados e processados.

### 3.3 Cálculo do valor calórico

O valor calórico corresponde à quantidade de energia assimilada pelo organismo durante a digestão e é calculado baseando-se no método de [Harris e Benedict \(1918\)](#).

Para determinar a quantidade de calorias diárias necessárias para manter as funções vitais do organismo, os nutricionistas consideram dois fatores: taxa metabólica basal (TMB) e o fator de atividade física.

A taxa de metabólica basal diz respeito à quantidade de energia (calorias), que o organismo consome em repouso, que está entre 60% à 80% das calorias consumidas durante o dia. Sendo assim, quanto maior a TMB, mais massa se consegue perder.

O cálculo da TMB (Eq. 3.1 e Eq. 3.2), leva em consideração quatro fatores: altura (h), massa corporal (peso - w), idade (i) e gênero:

$$TMB(mulher) = 655.1 + (9.5 \times w) + (1.8 \times h) - (4.7 \times i) \quad (3.1)$$

$$TMB(homem) = 66.5 + (13.8 \times w) + (5 \times h) - (6.8 \times i) \quad (3.2)$$

A atividade física é outro fator determinante para calcular o número de calorias diárias, que pode variar de acordo com a frequência, intensidade e duração do exercício realizado diariamente ([HARRIS; BENEDICT, 1918](#)). Para calcular o fator de atividade são considerados os seguintes valores:

- Sedentário: 1.2
- Atividade física leve ou prática desportiva 1 à 3 dias por semana: 1.375
- Atividade física moderada ou prática desportiva 3 à 5 dias por semana: 1.55
- Atividade física intensa ou prática desportiva 6 à 7 dias por semana: 1.725
- Atividade física extrema 2 vezes por dia: 1.9

A quantidade de calorias necessárias para uma dieta balanceada (Q) calculada pela Eq. 3.3, que leva em consideração a TMB e o fator atividade física (f):

$$Q = TMB \times f \quad (3.3)$$



### 3.4 Configuração da biblioteca NEAT-Python

A biblioteca NEAT-Python é uma implementação do NEAT, escrita em Python, sem nenhuma dependência de softwares de terceiros e foi a principal ferramenta utilizada no desenvolvimento funcional do projeto. Para sua utilização, é necessário informar o caminho do arquivo de configuração (*configparser*), onde é possível definir vários aspectos estruturais e comportamentais do algoritmo neuroevolutivo, e cuja sintaxe é semelhante à encontrada em arquivos INI, bastante utilizados na inicialização de programas *desktop*.

O arquivo *configparser* é dividido em várias seções, das quais pelo menos uma é obrigatória. A biblioteca é bastante customizável por disponibilizar de uma grande quantidade de opções para manipular a forma com que a rede neural irá evoluir, bem como as principais características do algoritmo genético.

Dentre todas essas opções de configuração da biblioteca, as mais importantes são o *fitness\_criterion* e o *fitness\_threshold*, responsáveis por determinar o critério de parada do treinamento, *pop\_size*, número de indivíduos presentes em cada geração, a taxa de mutação, *weight\_mutate\_rate*, e o número de entradas e saídas, *num\_inputs* e *num\_outputs*, respectivamente.

### 3.5 Avaliação de desempenho

A peça chave para desenvolver uma ANN é a definição da função de desempenho, responsável por avaliar as saídas dos genomas produzidos pelo NEAT mediante um conjunto de entradas obtidas. Dado dois genomas quaisquer X e Y, aquele cuja saída (conjunto de alimentos) produzida obtiver a maior pontuação (*score*), este representará a melhor solução para o problema, específico à um conjunto de dados de entrada.

A computação do desempenho é implementada na função *eval\_genomes*, que recebe dois argumentos: a lista de genomas da população atual e as opções definidas no arquivo de configuração. Para cada um dos genomas presentes na população, é atribuído o resultado à sua propriedade *fitness*, que será utilizado como principal critério na seleção.

Antes do início da avaliação, cada entrada é então mapeada para um valor numérico para que possa ser utilizada no treinamento. A tabela 3 corresponde à tabela 2 modificada, já com os valores mapeados.

Tabela 3 – Exemplos de entrada de dados mapeadas para valores numéricos

Exemplos	Idade	Altura (cm)	Massa Corporal (kg)	Gênero	Fator de Atividade Física	Objetivo	Hipertensão Arterial	Diabetes Tipo II	Intolerância à Lactose	Intolerância ao Glúten
Pessoa 1	48	178	84.0	1	1.2	0.5	0	0	0	0
Pessoa 2	26	164	60.8	0	1.55	0.5	0	0	1	0
Pessoa 3	62	169	90.5	0	1.2	0.0	1	0	0	0
Pessoa 4	29	168	89.7	1	1.2	0.0	0	0	0	1
Pessoa 5	51	147	66.6	0	1.375	0.0	0	1	0	0

Fonte: Os autores.

Durante a avaliação de um genoma em relação a uma entrada específica, é realizado o

cálculo da quantidade de calorias através da multiplicação da TMB pelo fator de atividade física, conforme no código 3.1.

Código 3.1 – Implementação do cálculo da TMB

```
1 def basal_metabolic_rate(gender, age, height, weight):
2     if gender == 0:
3         return 655.1 + 9.5 * weight + 1.8 * height - 4.7 * age
4
5     return 66.5 + 13.8 * weight + 5 * height - 6.8 * age
6
7
8 def total_calories(basal_metabolic_rate, workout_level):
9     return trunc(basal_metabolic_rate * workout_level_values[workout_level])
```

Além do cálculo da quantidade de calorias, é realizada a tradução das saídas da ANN para números inteiros correspondentes a um alimento específico da base de dados de alimentos. Após esse processo, o valor total de cada nutriente essencial é armazenado, bem como a quantidade de calorias, relativa a todo o conjunto de alimentos resultante da execução da rede neural.

Em relação às restrições alimentícias e problemas de saúde, é aplicada uma penalização na pontuação final de acordo com a discrepância em relação ao valor esperado. Se em um conjunto de 10 alimentos, 3 não podem ser ingeridos por uma pessoa com intolerância ao glúten, então a penalização proporcional será de 30% sobre o valor final. Já para um indivíduo com hipertensão arterial, quando ocasionada pelo consumo excessivo de sódio, a penalização corresponderá à quantidade total de sódio em relação ao IDR.

Por último, o objetivo da dieta também deve ser levado em consideração, ou seja, se o propósito é manter a massa corporal, nenhuma alteração no *score* precisa ser feita. Já se for para ganho ou perda de peso, é necessário que o número total de calorias esperado seja maior ou menor, respectivamente, proporcional à massa corporal do indivíduo.

## 4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O desenvolvimento da funcionalidade de seleção automática de alimentos teve início com a definição das ferramentas que seriam utilizadas em sua implementação. Felizmente não houve a necessidade de alterações com relação ao planejamento inicial, exceto pelo método utilizado, que inicialmente seguiria a abordagem de um sistema de recomendação.

Esse método não era adequado para solucionar o problema, pois era necessário que o resultado obtido fosse exclusivo de um indivíduo e não simplesmente a melhor solução baseada em indivíduos com atributos semelhantes. Por essa razão e pela redução na complexidade da implementação, foi utilizado a abordagem NEAT, com o apoio da biblioteca NEAT-Python. Um dos maiores desafios foi entender como utilizá-la e configurá-la, já que há dezenas de opções de configuração disponíveis, como pode ser visto no apêndice A, e cada uma representa um importante papel na busca por uma solução ótima.

Diversas combinações de configuração foram realizadas, e através de tentativa e erro, foi possível alcançar um resultado aceitável. Porém antes disso, foi necessário implementar a função *eval\_fitness*, essencial no processo de treinamento, já que é a responsável por avaliar cada um dos genomas presentes na população.

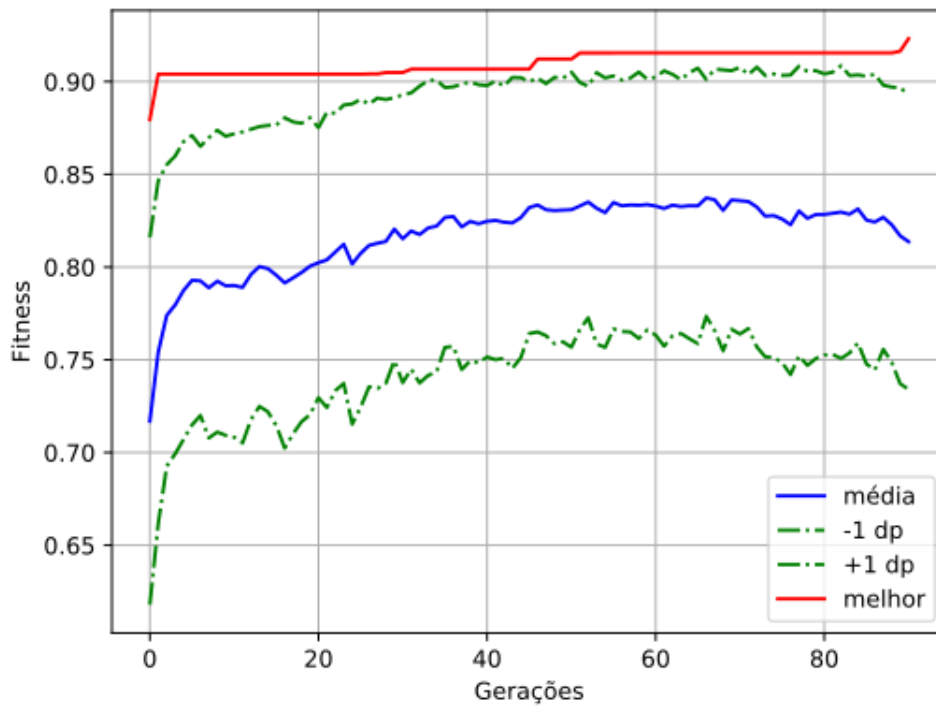
Uma vez que a função *fitness* foi implementada e as configurações foram definidas, o algoritmo NEAT pode então ser executado. Após sua execução inicial, ele continua o processo de treinamento até que o número máximo de gerações seja atingido, ou que pelo menos um dos genomas presentes na população alcance o valor *fitness\_threshold* especificado no arquivo de configuração.

A partir do resultado obtido, foram gerados dois gráficos que ilustram a evolução dos genomas através das gerações, exibidos nas figuras 11 e 12.

A figura 11 ilustra como se desenvolveu a pontuação média da população e do melhor genoma a cada geração, até alcançar o critério de parada. Já a figura 12 mostra como a variedade das espécies aumentou conforme novas gerações foram sendo criadas.

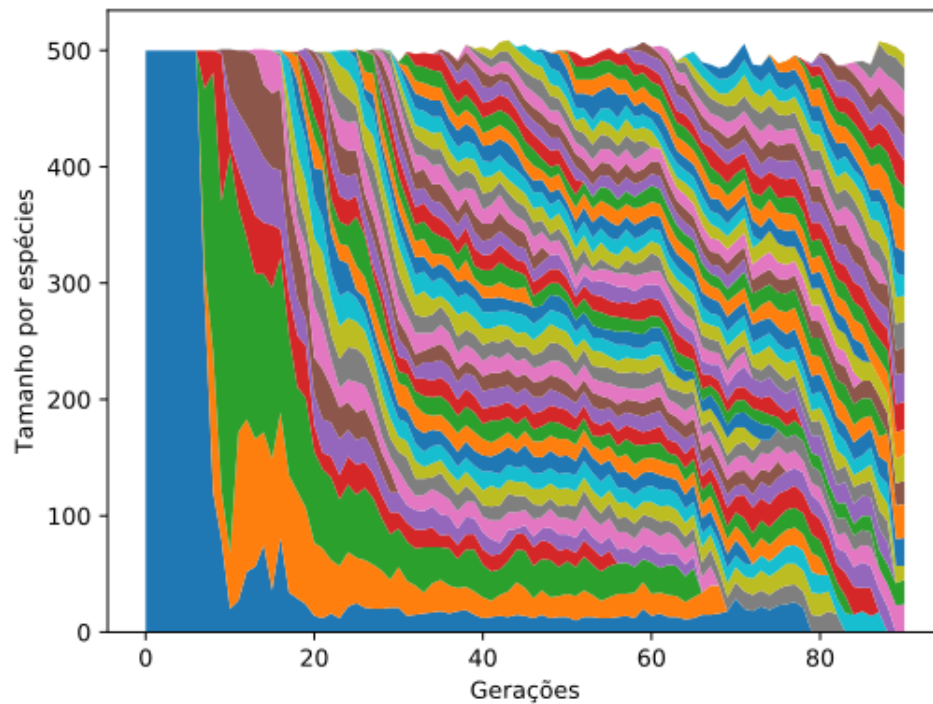
No fim da execução do treinamento, a melhor solução é armazenada para que possa ser executada quando o formulário presente no protótipo for submetido. Neste cenário, um conjunto de dez alimentos é retornado ao cliente, de modo que serão exibidos na tela as informações referentes aos alimentos, tais como nome, quantidade e uma imagem representativa para facilitar sua identificação. Baseado nesses dados, o nutricionista terá o papel de organizar esses alimentos em um plano alimentar para o seu paciente.

Figura 11 – Pontuação média da população e do melhor genoma



Fonte: Os autores.

Figura 12 – Variedade de espécies durante o treinamento da ANN



Fonte: Os autores.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo o estudo e desenvolvimento de um protótipo para auxiliar na elaboração de um Plano Alimentar (PA), baseado em informações fornecidas por uma nutricionista, em formulário presente na aplicação Web. O conjunto de alimentos selecionados é resultado do treinamento de uma rede neural artificial baseada em conceitos neuroevolutivos.

A ação de elaborar um PA exigiu uma grande quantidade de informações sobre o indivíduo, e apresentou uma complexidade muito elevada devido ao grande número de dados, os quais se relacionam uns com outros em diferentes níveis de importância, formando uma rede entre eles – uma rede neural.

Existem vários estudos que tentam provar se um determinado nutriente é essencial ou não para a formação e manutenção do corpo humano, e baseado nisso, foi utilizada uma lista com 39 nutrientes essenciais e seus respectivos IDRs, apresentadas na tabela 1, o qual é o foco da ANN: gerar um PA que contenha as recomendações diárias, de cada nutriente, e dessa forma, suprir as necessidades essenciais do corpo humano.

Uma série de modelos de ANN estão disponíveis, cada qual com um propósito específico, e nesta pesquisa, foi tratado sobre a utilização do modelo *feedforward* com a abordagem neuroevolutiva NEAT, por abstrair a complexidade na definição estrutural da rede neural artificial. A complexidade da topologia da rede cresce continuamente, utilizando-se das instruções indiretas fornecidas pela função *fitness*. Inicia-se com a forma de um *perceptron*, até alcançar uma estrutura que seja capaz de armazenar o conhecimento previamente adquirido.

A medida que os alimentos que irão compor o PA são acrescentados, com propósito principal de suprir todos os nutrientes essenciais, mais impraticável pode se tornar o PA formado por esses alimentos, devido a grande variedade e suas proporções. Uma solução observada para isso é alterar o algoritmo da função de desempenho, implementando limitações no número de alimentos e considerando preferências pessoais do indivíduo alvo do PA.

A inteligência artificial como um todo é uma área emergente que traz consigo inúmeras aplicações para evoluir as soluções hoje existentes nas mais variadas áreas, e na nutrição não seria diferente. Então, para um trabalho futuro, sugere-se elevar o nível de informações extraídas do paciente, através de dados laboratoriais, com o intuito de realizar alterações no PA de modo que este se adapte às deficiências e excessos de determinados nutrientes, na tentativa de trazer novamente o equilíbrio, ou seja, a homeostase ao corpo do paciente.

## REFERÊNCIAS

- ACHUTTI, A.; AZAMBUJA, M. I. R. Doenças crônicas não-transmissíveis no Brasil: Repercussões do modelo de atenção à saúde sobre a seguridade social. *scielo*, v. 9, 12 2004. Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1413-81232004000400002&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-81232004000400002&nrm=iso)).
- BARRA, F. *Redes neurais artificiais*. 2013. Disponível em: <https://blogdopetcivil.com/2013/07/05/redes-neurais-artificiais>).
- BENTO, I. C.; ESTEVES, J. M. de M.; FRANÇA, T. E. Alimentação saudável e dificuldades para torná-la uma realidade: percepções de pais/responsáveis por pré-escolares de uma creche em Belo Horizonte/MG, Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 20, n. 8, p. 2389–2400, 2015.
- BOOG, M.; MOTTA, D.; BON, A. Alimentação natural: prós & contras. *São Paulo: Ibrasa*, v. 1, n. 985, 1985.
- BOSTROM, N. *Superintelligence: paths, dangers, strategies*. 1. ed. Oxford: OUP, 2014. 345 p. ISBN 9780199678112.
- BRAGA, A. de P.; CARVALHO, A. de L. F.; LUDERMIR, T. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. LTC Editora, 2000. ISBN 9788521612186. Disponível em: <https://books.google.com/books?id=cUgEaAEACAAJ>).
- BRASIL, S. de Atenção à Saúde. Coordenação Geral da Política de Alimentação e Nutrição. Ministério da S. *Guia Alimentar para a População Brasileira: Promovendo a alimentação saudável*. 1. ed. Brasília, Brasil: Ministério da Saúde, 2008. 23 p. Disponível em: [http://bvsm.sau.gov.br/bvs/publicacoes/guia\\_alimentar\\_populacao\\_brasileira.pdf](http://bvsm.sau.gov.br/bvs/publicacoes/guia_alimentar_populacao_brasileira.pdf)).
- CARELLE, A.; CANDIDO, C. *Nutrição E Farmacologia*. ERICA, 2014. ISBN 9788536506357. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=AP4ivgAACAAJ>).
- CARVALHO, A. P. d. L. F. *Algoritmos Genéticos*. 2018. Disponível em: <http://www.icmc.sc.usp.br/~andre/research/genetic/index.htm>).
- CIRIBELLI, M. *Como elaborar uma dissertação de mestrado através da pesquisa científica*. 7 LETRAS, 2003. ISBN 9788575770818. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=3haJdQ9KRLEC>).
- CONSORTIUM, H. M. P. et al. Structure, function and diversity of the healthy human microbiome. *nature*, NIH Public Access, v. 486, n. 7402, p. 207, 2012.
- COPPIN, B. *Inteligência Artificial*. 1. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2010. 668 p. ISBN 9788521617297. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=Z3UURQAACAAJ>).
- COSTELLO, E. K. et al. Bacterial community variation in human body habitats across space and time. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 326, n. 5960, p. 1694–1697, 2009.

- CUPPARI, L. *Nutrição nas doenças crônicas não-transmissíveis*. Manole, 2009. ISBN 9788520426531. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=KZ6HPgAACAAJ>).
- DAMMS-MACHADO, A. et al. Effects of surgical and dietary weight loss therapy for obesity on gut microbiota composition and nutrient absorption. *BioMed research international*, Hindawi Publishing Corporation, v. 2015, 2015.
- DOMINGOS, P. *The Master Algorithm: how the quest for the ultimate learning machine will remake our world*. 1. ed. New York: Basic Books, 2015. 352 p. ISBN 9780465065707.
- FREITAS, P. *SAÚDE UM ESTILO DE VIDA: Baseado no equilíbrio de quatro pilares*. Ibrasa, 2016. 136 p. ISBN 9788534802741. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=hjdKnIOam0gC>).
- FULLERTON-SMITH, J.; OZ., M. M. C. *The Truth About Food: What You Eat Can Change Your Life*. Bloomsbury USA, 2007. 240 p. ISBN 9781596912670. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=5OYfGQAACAAJ>).
- GOLDBERG, D. E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. 1. ed. Boston: Addison-Wesley Professional, 1989. 432 p. ISBN 9780201157673.
- GOMES, C.; SANTOS, E. D. *Planejamento Alimentar - Educação Nutricional Nas: DIVERSAS FASES DA VIDA*. 1. ed. [S.l.]: ERICA, 2014. 128 p. ISBN 9788536507682.
- GOMES, C. T.; SANTOS, E. dos. *Nutrição e Dietética*. 2. ed. São Paulo: Érica, 2015. 120 p. ISBN 9780465065707.
- GOMIDE, F. A. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas: Curso prático. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automação*, scielo, v. 23, 2012. Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-17592012000500011&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592012000500011&nrm=iso)).
- HARRIS, J. A.; BENEDICT, F. G. A biometric study of human basal metabolism. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, National Academy of Sciences, v. 4, n. 12, p. 370–373, 1918. ISSN 0027-8424. Disponível em: <http://www.pnas.org/content/4/12/370>).
- JACOB, P. S. et al. Nutrigenômica e nutrigenética. *Nutrição: fundamentos e aspectos atuais*, Atheneu, São Paulo, n. 3, 2013.
- JACOBSON, L.; KANBER, B. *Genetic Algorithms in Java Basics*. [S.l.]: Apress, 2015. 154 p. ISBN 9781484203286.
- JANEWAY, C. *Imunobiologia: o sistema imune na saúde e na doença*. 6. ed. Artmed, 2007. 824 p. ISBN 9788536307411. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=xJjEBAAACAAJ>).
- KERN, M. *CRC Desk Reference on Sports Nutrition*. CRC Press, 2005. ISBN 9781420038873. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=VHvLBQAAQBAJ>).
- KOEHN, P. *Combining Genetic Algorithms and Neural Networks: The Encoding Problem*. 67 p. Dissertação (Mestrado) — The University of Tennessee, Knoxville, dec 1994.

- LACERDA, E. G. M. de; CARVALHO, A. C. P. L. F. de. Introdução aos algoritmos genéticos. In: *Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais*. [S.l.]: UFRGS: ABRH, 1999, (Coleção ABRH de Recursos Hídricos, v. 7). cap. 3, p. 99–148. ISBN 9788570255273.
- LAURIERE, J.-L.; HOWLETT, J. *Problem-Solving and Artificial Intelligence*. 1. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1989. 770 p. ISBN 9780137117482.
- LIMA, K. V. G. d. et al. Valor nutricional de dietas veiculadas em revistas não científicas. *Revista Brasileira em Promoção da Saúde*, Universidade de Fortaleza, v. 23, n. 4, 2010.
- MAHAN, L.; ESCOTT-STUMP, S.; RAYMOND, J. *Krause Alimentos, Nutrição e Dietoterapia*. 13. ed. Elsevier Editora Ltda., 2015. 1256 p. ISBN 9788535265828. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=HljzDAAAQBAJ>.
- MEDEIROS, L. F. D. *Redes Neurais Em Delphi*. 2. ed. Brasil: Visual Books, 2006. 206 p. ISBN 857502194X.
- MICHALEWICZ, Z. *Genetic algorithms + data structures = evolution programs*. 3. ed. Berlin, Alemanha: Springer Science & Business Media, 2013. 252 p. (Artificial Intelligence). ISBN 9783662028308.
- MIRANDA, M. N. de. *Algoritmos genéticos: fundamentos e aplicações*. 2007.
- MITCHELL, M. *An Introduction to Genetic Algorithms*. [S.l.]: MIT Press, 1998. 209 p. (A Bradford book). ISBN 9780262631853.
- MUELLER, J. *Beginning Programming with Python For Dummies*. Wiley, 2014. (–For dummies). ISBN 9781118891452. Disponível em: [https://books.google.com.br/books?id=h-\\_sBQAAQBAJ](https://books.google.com.br/books?id=h-_sBQAAQBAJ).
- NHI. *Budget*. 2017. Disponível em: <https://www.nih.gov/about-nih/what-we-do/budget>.
- NILSSON, N. J. *The Quest for Artificial Intelligence*. 1. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2009. 580 p. ISBN 9780521122931.
- NUTRIENTS REVIEW. *Essential Nutrients*. 2017. Disponível em: <http://www.nutrientsreview.com/glossary/essential-nutrients>.
- OLIVEIRA, J. D.; MANZANO, J. *Algoritmos: Logica para desenvolvimento de programação de computadores*. 28. ed. ERICA, 2016. 336 p. ISBN 9788536517476. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=9Tc7vgAACAAJ>.
- PADOVANI, R. M. et al. Dietary reference intakes: aplicabilidade das tabelas em estudos nutricionais. *Revista de Nutrição*, Pontifícia Universidade Católica de Campinas, 2006. Disponível em: <http://repositorio.unicamp.br/bitstream/REPOSIP/34490/1/S1415-52732006000600010.pdf>.
- POTTER M.A.; DE JONG, K. The design and analysis of a computational model of cooperative coevolution. *PhD thesis, George Mason University*, 1997.
- PRIETO, A.; REYES, E.; ALVÁREZ-MON, M. Tolerancia y autoinmunidad. *Medicine*, v. 51, 1997.



- RICH, E.; KNIGHT, K. *Inteligencia artificial*. 2. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 1994. 703 p. ISBN 9788448118587.
- RUSSELL, S.; NORVIG, P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002. 1132 p. ISBN 9780137903955.
- SALIBA, W. *Técnicas de Programação: Uma abordagem estruturada*. 1. ed. Pearson Education do Brasil, 1992. 141 p. ISBN 9780074607312. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=xKGVAAAACAAJ>.
- SAVI, C. B. et al. Dietas hipocalóricas em internação: perda de peso em seis dias. *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia*, SciELO Brasil, v. 44, n. 6, p. 497–501, 2000.
- SHAVLIK, J.; DIETTERICH, T.; DIETTERICH, T. *Readings in Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers, 1990. 853 p. (Machine Learning Series). ISBN 9781558601437. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=UgC33U2KMCsC>.
- SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas*. 1. ed. São Paulo: ARTLIBER, 2010. 399 p. ISBN 9788588098534.
- SOUTO, S.; FERRO-BUCHER, J. S. N. Práticas indiscriminadas de dietas de emagrecimento e o desenvolvimento de transtornos alimentares the indiscriminate use of weight control diets and the development of eating disorders. *Revista de Nutrição*, Directory of Open Access Journals, v. 19, n. 6, p. 693–704, 2006.
- STACK OVERFLOW. *Stack Overflow Developer Survey 2017*. 2017. Disponível em: <https://insights.stackoverflow.com/survey/2017>.
- STANLEY, K. O. *Neuroevolution: A different kind of deep learning*. 2017. Disponível em: <https://www.oreilly.com/ideas/neuroevolution-a-different-kind-of-deep-learning>.
- STANLEY, K. O.; MIIKKULAINEN, R. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary computation*, MIT Press, v. 10, n. 2, p. 99–127, 2002.
- SZWARCFITER, J.; MARKENZON, L. *Estruturas de Dados e Seus Algoritmos*. 3. ed. Grupo Gen - LTC, 2010. 320 p. ISBN 9788521629948. Disponível em: [https://books.google.com.br/books?id=\\_Jh\\\_swEACAAJ](https://books.google.com.br/books?id=_Jh\_swEACAAJ).
- WARDLAW, G.; SMITH, A. *Nutrição Contemporânea - 8ed.* AMGH Editora, 2013. ISBN 9788580551891. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=CGQ3AgAAQBAJ>.
- WAZLAWICK, R. *Metodologia de Pesquisa para Ciência da Computação*. Elsevier Brasil, 2017. ISBN 9788535277838. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=BZioBQAAQBAJ>.
- WILLEY, J.; SHERWOOD, L.; WOOLVERTON, C. *Prescott's Microbiology: Ninth Edition*. McGraw-Hill Higher Education, 2013. ISBN 9780077510664. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=ESMiAAAAQBAJ>.
- WITT, J. d. S. G. Z.; SCHNIDER, A. P. Nutrição estética: valorização do corpo e da beleza através do cuidado nutricional. *Ciência & Saúde Coletiva*, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 16, n. 9, 2011.

## **Apêndices**

## APÊNDICE A – ARQUIVO DE CONFIGURAÇÃO DA BIBLIOTECA NEAT-PYTHON

```
1 [NEAT]
2 fitness_criterion = max
3 fitness_threshold = 0.95
4 no_fitness_termination = False
5 pop_size = 150
6 reset_on_extinction = False
7
8 [DefaultStagnation]
9 species_fitness_func = max
10 max_stagnation = 15
11 species_elitism = 0
12
13 [DefaultReproduction]
14 elitism = 0
15 survival_threshold = 0.2
16 min_species_size = 2
17
18 [DefaultGenome]
19 activation_default = sigmoid
20 activation_mutate_rate = 0.0
21 activation_options = sigmoid
22
23 aggregation_default = random
24 aggregation_mutate_rate = 0.01
25 aggregation_options = sum
26
27 bias_init_mean = 0.0
28 bias_init_stdev = 1.0
29 bias_init_type = normal
30 bias_max_value = 25.0
31 bias_min_value = -25.0
32 bias_mutate_power = 0.5
33 bias_mutate_rate = 0.3
34 bias_replace_rate = 0.05
35
36 compatibility_threshold = 2.5
37 compatibility_disjoint_coefficient = 1.0
```

```
38 compatibility_weight_coefficient = 1.0
39
40 conn_add_prob = 0.2
41 conn_delete_prob = 0.2
42
43 enabled_default = True
44 enabled_mutate_rate = 0.02
45 enabled_rate_to_false_add = 0.05
46 enabled_rate_to_true_add = 0.5
47
48 feed_forward = True
49 initial_connection = partial 0.5
50
51 node_add_prob = 0.1
52 node_delete_prob = 0.1
53
54 num_hidden = 0
55 num_inputs = 10
56 num_outputs = 10
57
58 response_init_mean = 1.0
59 response_init_stdev = 0.0
60 response_init_type = gaussian
61 response_max_value = 30.0
62 response_min_value = -30.0
63 response_mutate_power = 0.0
64 response_mutate_rate = 0.0
65 response_replace_rate = 0.0
66
67 single_structural_mutation = False
68 structural_mutation_surer = single_structural_mutation
69
70 weight_init_mean = 0.0
71 weight_init_stdev = 1.0
72 weight_init_type = gaussian
73 weight_max_value = 30.0
74 weight_min_value = -30.0
75 weight_mutate_power = 0.5
76 weight_mutate_rate = 0.8
77 weight_replace_rate = 0.1
```