

Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA
Engenharia de Software

Sistema Baseado em Inteligência Artificial para Auxílio na Avaliação de Pacientes Amputados Transfemorais e Transtibiais

Autor: Macário Soares da Cruz Júnior
Orientadora: Dra. Lourdes Mattos Brasil
Coorientador: MSc. Roberto Aguiar Lima

Brasília, DF

2018



Macário Soares da Cruz Júnior

Sistema Baseado em Inteligência Artificial para Auxílio na Avaliação de Pacientes Amputados Transfemorais e Transtibiais

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia de Software da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Software.

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade UnB Gama - FGA

Orientadora: Dra. Lourdes Mattos Brasil

Coorientador: MSc. Roberto Aguiar Lima

Brasília, DF

2018

Macário Soares da Cruz Júnior

Sistema Baseado em Inteligência Artificial para Auxílio na Avaliação de Pacientes Amputados Transfemorais e Transtibiais/ Macário Soares da Cruz Júnior. – Brasília, DF, 2018-

59 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientadora: Dra. Lourdes Mattos Brasil

Trabalho de Conclusão de Curso 2 – Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA , 2018.

1. Redes Neurais Artificiais. 2. Machine Learning. I. Dra. Lourdes Mattos Brasil. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade UnB Gama. IV. Sistema Baseado em Inteligência Artificial para Auxílio na Avaliação de Pacientes Amputados Transfemorais e Transtibiais

CDU 02:141:005.6

Macário Soares da Cruz Júnior

Sistema Baseado em Inteligência Artificial para Auxílio na Avaliação de Pacientes Amputados Transfemorais e Transtibiais

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia de Software da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Software.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 6 de agosto de 2018:

Dra. Lourdes Mattos Brasil
Orientadora

MSc. Roberto Aguiar Lima
Coorientador

**Dra. Vera Regina Fernandes da Silva
Marães**
Convidado 1

Brasília, DF
2018

Este trabalho é dedicado a Deus, à minha mãe que não poderá estar ao meu lado neste momento e ao meu pai que me deu todo o suporte para que eu chegasse neste estágio da vida.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por ter me possibilitado chegar a um trabalho de conclusão de curso e por sempre se fazer presente em todas as etapas da minha vida. Segundamente a todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para este trabalho.

Agradeço à minha família que sempre me apoiou e me deu suporte nos meus momentos mais difíceis, especialmente meu pai Macário por ter me passado forças nos momentos difíceis e por ter me dado o sonho de ser engenheiro. A todos os meus amigos de longa data por se fazerem presentes sempre em minhas necessidades e angústias.

Agradeço à minha namorada Rebecca por estar sempre ao meu lado e me dar forças para nunca desistir. Agradeço também, aos meus sogros Ubirajara e Susan que sempre me trataram como um filho, me aconselhando e apoiando em minhas decisões.

Agradeço ainda à minha professora orientadora Lourdes Brasil, e, ao meu coorientador Roberto Lima por toda a paciência, ajuda, orientações e carinho por todo o percurso que percorri até o término deste trabalho.

Agradeço à Bruna, Gilmar, Jorge e Ithallo, que estiveram sempre ao meu lado durante toda a fase de coleta, construção e desenvolvimento deste trabalho. E agradeço por último a todos os meus amigos de graduação, em especial os que me apoiam cotidianamente: Matheus, Luiz, Parley, Anna Larissa, Lucas e especialmente Gustavo por ter me cobrado e incentivado para a finalização deste trabalho.

Resumo

É crescente o número de pessoas que sofrem amputação de membros inferiores no Brasil, e muitas destas pessoas fatalmente não são atendidas adequadamente por profissionais da saúde, resultando em avaliações e diagnósticos incertos. Este trabalho vem apresentar uma proposta de avaliação de pacientes amputados transfemorais e transtibiais fazendo uso de uma ficha de avaliação baseada na Classificação Internacional de Funcionalidade (CIF) publicada pela Organização Mundial de Saúde (OMS) e no uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) do modelo *Multi Layer Perceptron* (MLP) e treinamento supervisionado. O objetivo é possuir um sistema inteligente capaz de apresentar um relatório sobre a avaliação efetuada. Para isso foram feitas coletas de dados com 13 pacientes amputados de membro inferior gerando 195 arquivos de imagens que serviram de entrada para a RNA construída. A maior taxa de acerto atingida pela RNA MLP foi de 77.54%. Também foi construído e testado durante uma coleta de dados, um *software* para que a aplicação e posterior recuperação de dados das fichas de avaliação pudessem ser acelerados e mais seguros.

Palavras-chaves: Multi Layer Perceptron. Backpropagation. Aprendizado de Máquina. CIF. OMS. Transfemorais. Transtibiais.

Abstract

There is a growing number of people suffering from lower limb amputation in Brazil, and many of these people are fatally not properly cared by health professionals, resulting in uncertain evaluations and diagnoses. This paper presents a proposal for the evaluation of transfemoral and transtibial amputees using an assessment sheet based on the International Classification of Functioning (CIF) published by the World Health Organization (WHO) and in the use of artificial neural networks (ANN) built in the Multi Layer Perceptron model (MLP) and supervised training. The objective is to have an intelligent system capable of presenting a report on the diagnoses. For this, data were collected with 13 patients generating 195 archives of images that served as input to the ANN built. The highest reached by MLP ANN was 77.54%. A software has also been built as an application that makes saves and subsequent retrieval of data from the evaluation sheets, who could make the evaluation process accelerated and safer.

Key-words: Multi Layer Perceptron. Backpropagation. Machine Learning. CIF. WHO. Transfemoral. Transtibial.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Representação de neurônio humano.	18
Figura 2 – Representação de uma sináapse.	19
Figura 3 – Representação matemática do neurônio.	20
Figura 4 – Gráfico da Função de Ativação Rampa.	20
Figura 5 – Gráfico da Função de Ativação Sigmoide.	21
Figura 6 – Gráfico da Função de Ativação Tangente Hiperbólica.	21
Figura 7 – Representação de uma MLP.	21
Figura 8 – Propagação de sinais de entrada e erros no <i>Backpropagation</i>	22
Figura 9 – <i>Workflow</i> básico de ML.	24
Figura 10 – Fluxo de trabalho da coleta	29
Figura 11 – Disposição dos componentes da aplicação.	31
Figura 12 – Fluxo de trabalho da construção do modelo de ML	32
Figura 13 – Fotos do coto de um paciente tiradas em laboratório.	34
Figura 14 – Fotos focadas na pele do coto do paciente tiradas em laboratório.	35
Figura 15 – Tela inicial do GPSATWeb.	36
Figura 16 – Tela da listagem de avaliações cadastradas.	36
Figura 17 – Tela da listagem de avaliações cadastradas.	37
Figura 18 – Diagrama de sequência de cadastro de nova avaliação.	37
Figura 19 – Diagrama de sequência de listagem de avaliações.	38
Figura 20 – Gráfico de treinamento da RNA MLP.	40

Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição da quantidade de cada tipo de pele dos cotos.	30
Tabela 2 – Taxa de acerto da RNA.	41

Lista de abreviaturas e siglas

OMS, Organização Mundial de Saúde

CIF, Classificação Internacional de Funcionalidade, Incapacidade e Saúde

AM, Aprendizado de Máquina

IA, Inteligência Artificial

RNA, Redes Neurais Artificiais

MLP, *Multi Layer Perceptron*

ML, *Machine Learning*

MVC, *Model-View-Controller*

REST, *Representational State Transfer*

HTTP, *Hypertext Transfer Protocol*

Sumário

I	INTRODUÇÃO	13
1	INTRODUÇÃO	14
II	OBJETIVOS	15
2	OBJETIVOS	16
2.1	Objetivo Geral	16
2.2	Objetivos específicos	16
III	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
3.1	Inteligência artificial	18
3.1.1	O que é?	18
3.1.2	Redes Neurais Artificiais	18
3.1.3	Algoritmo de Treinamento Backpropagation	21
3.2	Aprendizado de Máquina	23
3.2.1	Fluxo de trabalho	23
3.2.2	Tipos de aprendizado	24
3.3	Amputações	24
3.3.1	Amputação em membros inferiores	25
3.4	Desenvolvimento Ágil	26
3.5	A Arquitetura REST	27
4	METODOLOGIA	29
4.1	Coletas de Dados com os Pacientes	29
4.2	Software GPSATWeb	30
4.2.1	Web	30
4.2.2	API Restful	31
4.3	Modelo de Machine Learning	32
4.3.1	Construção do Modelo	32
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	34
5.1	Coletas de dados	34
5.2	Desenvolvimento do GPSATWeb	35

5.3	Rede Neural Artificial	38
5.3.1	Teste e Validação	40
5.4	Passos Futuros e Considerações Finais	41
	REFERÊNCIAS	43
	APÊNDICES	45
	APÊNDICE A – DOCUMENTO DE VISÃO GPSATWEB	46
	APÊNDICE B – DOCUMENTO DE ARQUITETURA GPSATWEB	49
	ANEXOS	56
	ANEXO A – PRIMEIRO ANEXO	57
	ANEXO B – SEGUNDO ANEXO	58
	ANEXO C – TERCEIRO ANEXO	59

Parte I

Introdução

1 Introdução

Atualmente, é crescente a quantidade de pacientes amputados. Estima-se que existam aproximadamente 40.000 amputações por ano em solo brasileiro (REIS; JUNIOR, 2012). Baseado nesta demanda, é necessário um meio de melhor servir estes tipos de pacientes que necessitam de um atendimento mais detalhado e consistente.

Neste trabalho é apresentada uma proposta de avaliação destes pacientes, utilizando além de conceitos de aprendizado de máquina, uma ficha de avaliação dos pacientes baseada em determinados módulos da Classificação Internacional de Funcionalidade, Incapacidade e Saúde (CIF) (OMS, 2004), redigida pela Organização Mundial de Saúde (OMS), que apresenta uma opção de melhor avaliação dos pacientes amputados de membros inferiores.

Esta proposta investiga o uso de RNA, do modelo MLP utilizando o algoritmo de treinamento supervisionado conhecido como *Backpropagation*, para auxílio no reconhecimento de padrões de pele já conhecidos dos cotos dos pacientes e, se possível, classificá-los com uma boa precisão para assim, auxiliar o profissional de saúde na precisão de sua tomada de decisão na classificação do tipo de pele do coto do paciente amputado de membro inferior. Os conceitos de aprendizado de máquina são utilizados, neste contexto, como uma abordagem para auxiliar na precisão dos diagnósticos.

Nas próximas sessões são descritos os objetivos do trabalho e, em seguida, a fundamentação teórica e metodologia abordadas, além dos resultados alcançados, passos futuros e considerações finais.

Parte II

Objetivos

2 Objetivos

2.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo principal auxiliar o profissional de saúde na avaliação do padrão de pele dos cotos de pacientes amputados transfemorais e transtibiais.

2.2 Objetivos específicos

- Apresentar um formulário de cadastro de um fragmento da CIF;
- Classificar a condição de pele dos pacientes amputados de membro inferior entre normal, pálida e cianótica.

Parte III

Fundamentação Teórica

3 Fundamentação Teórica

3.1 Inteligência artificial

3.1.1 O que é?

A inteligência artificial pode ser definida sob diversos pontos de vista os quais podem dizer respeito tanto à capacidade de pensamento quanto à capacidade raciocínio dos agentes inteligentes quando comparados a seres humanos no caso de pensamentos, e a sistemas ideais no caso do raciocínio (NORVIG; RUSSELL, 2004). Sendo assim, pode-se entender a inteligência artificial como o ramo da computação onde se propõe criar dispositivos inteligentes capazes de simular uma atividade humana, sendo ela um pensamento, um raciocínio ou mesmo uma atitude.

3.1.2 Redes Neurais Artificiais

Inspiração biológica

O cérebro humano possui um tipo específico de célula que aparentemente não se regenera lentamente como as outras. A estas células são atribuídas a capacidade de pensamento, lembranças e transferência de todo tipo de informações para todo o corpo. Estas células chamadas neurônios estão presentes em quantidades que chegam a aproximadamente 100 bilhões de unidades (ANDERSON; MCNEILL, 1992). O neurônio é dividido em basicamente três partes como mostrado na Figura 1: núcleo, axônio e dendritos, e cada uma delas tem sua atividade bem estipulada. O núcleo é onde ocorre todo o processamento dos sinais elétricos recebidos pelos dendritos que ficam nas extremidades da célula e são transmitidos pelo axônio para o próximo neurônio.

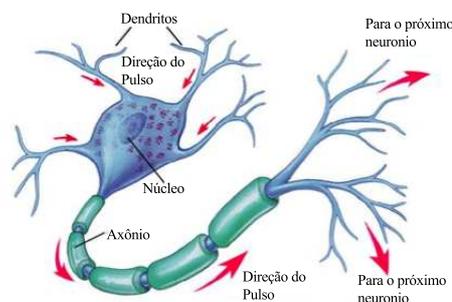


Figura 1 – Representação de neurônio humano.

Fonte: Adaptado de (MARIEB; HOEHN, 2009)

Estes pulsos, ou sinais elétricos, são transmitidos do axônio de um neurônio para os dendritos de um outro neurônio através das fendas sinápticas, ou sinapses como mostrado na Figura 2.

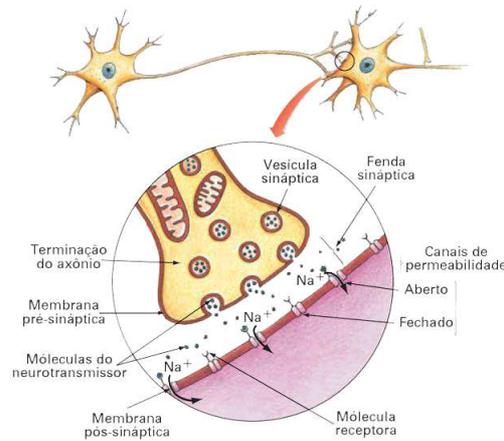


Figura 2 – Representação de uma sinapse.

Fonte : Adaptado de (MARIEB; HOEHN, 2009)

As sinapses são eventos ativos eletroquimicamente entre as membranas celulares dos neurônios, onde a partir de uma excitação ocorre uma reação química que transmite os sinais de uma célula a outra por intermédio de substâncias chamadas neurotransmissores (MARIEB; HOEHN, 2009).

Modelagem matemática

O neurônio biológico pode ser modelado matematicamente de um modo que inspire a criação de um neurônio artificial a partir dessa divisão. Sendo assim, uma modelagem matemática de um neurônio biológico é (ROCHA, 2006):

- Entrada: São os dendritos, por onde os sinais chegam;
- Pesos: São as áreas onde as informações são transferidas de um neurônio para outro, ou seja, as sinapses;
- Soma: É o núcleo do neurônio, onde cada entrada é multiplicada com seu devido peso para que em seguida passe por uma função de transferência, a qual vai gerar os sinais de saída dos axônios;
- Função de Transferência: É o potencial necessário para ativação das fendas sinápticas.
- Saída: São os axônios do neurônio biológico.

Dessa maneira, tomando por base este modelo, o desenho de um neurônio artificial é mostrado na Figura 3.

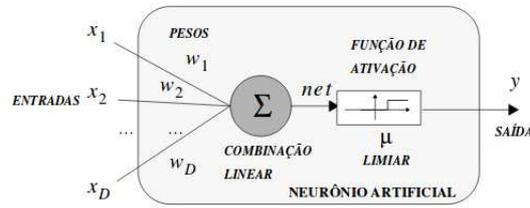


Figura 3 – Representação matemática do neurônio.

Fonte : (RAUBER, 2005)

As variáveis 'i' mostradas na figura são todos os valores de entrada que serão alocados para a RNA consumir, e são ligadas diretamente a um peso ' ω ' que tem a função de excitação ou de inibição daquele neurônio. Depois que cada peso é aplicado a sua devida entrada, todos eles são adicionados a um somador Σ que possui a função de acumular os sinais de entrada devidamente ponderados com seus pesos. O resultado deste somatório é aplicado, então, a uma função de ativação $\sigma(x)$ que tem a função de limitar o sinal de saída da RNA.

Sendo assim, existem vários tipos de funções de ativação utilizadas em RNAs, tais como (DISTRACKIONS; DRIVING, 2016):

- Função Rampa: A função pode assumir valores lineares positivos e negativos no domínio $\{-1,1\}$, e num determinado intervalo $[-a,a]$ a função é linear $f(x)=x$, como mostrado graficamente na Figura 4.

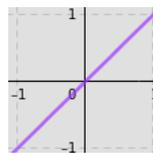


Figura 4 – Gráfico da Função de Ativação Rampa.

- Função Sigmoide: Neste tipo de função a saída assumirá valores no domínio $\{0,1\}$. A função sigmoide normalmente é do tipo $f(x) = \frac{1}{1+e^{(-\beta x)}}$, onde β é o parâmetro de ganho da função, como mostrado graficamente na Figura 5.
- Função Tangente Hiperbólica: A saída pode assumir valores positivos e negativos no domínio $\{-1,1\}$ obtidos a partir de uma função do tipo $f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$, como mostrado graficamente na Figura 6.

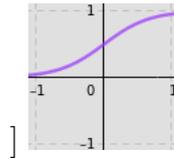


Figura 5 – Gráfico da Função de Ativação Sigmoide.



Figura 6 – Gráfico da Função de Ativação Tangente Hiperbólica.

Perceptron de Múltiplas Camadas

O *perceptron* é a menor unidade de processamento, criado primordialmente como um classificador linear, utilizado para lidar com problemas de reconhecimento de padrões (ROSENBLATT, 1958), e representa um neurônio conforme a representação da Figura 3. Uma rede perceptron de múltiplas camadas, ou MLP, é composta de camadas de *perceptrons* alinhados em diferentes camadas, que podem variar a partir de três. A primeira é a camada de entrada, por onde os dados entram na RNA, a segunda é uma camada intermediária de processamento, normalmente chamada de camada escondida, e a última é a camada dos neurônios de saída, que mostram a resposta. Um modelo básico de MLP é descrito na Figura 7.

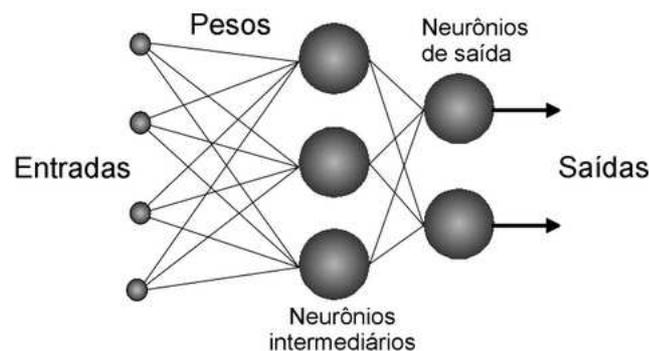


Figura 7 – Representação de uma MLP.

Fonte : (TAFNER, 1998)

3.1.3 Algoritmo de Treinamento Backpropagation

Backpropagation é um algoritmo de aprendizagem normalmente aplicado a MLP's que visa a aprendizagem baseada em correção de erros. Isso ocorre devido à retropropagação dos erros de saída de uma RNA pelas camadas anteriores, para que assim se-

jam balanceados os pesos de entrada da RNA. Este algoritmo possui três fases distintas (NETTO, 2006):

- Fase 1: Propagação dos sinais
Os sinais são propagados juntamente com os valores de entrada por todos os neurônios da RNA a partir da entrada de dados até a camada de saída.
- Fase 2: Cálculo dos erros
Os erros são calculados nos neurônios de saída da RNA para que sejam retropropagados.
- Fase 3: Retropropagação dos erros
Os erros que são encontrados nas camadas de saída, são propagados de volta para as camadas anteriores rebalanceando os pesos de entrada nas camadas superiores da RNA. Dessa forma, a RNA poderá chegar a resultados mais exatos nas próximas interações.

As três fases descritas podem ser observadas na Figura 8.

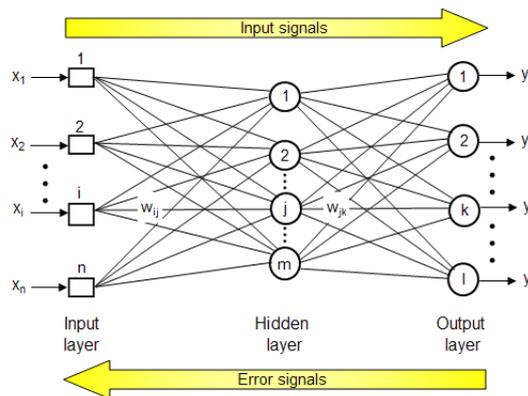


Figura 8 – Propagação de sinais de entrada e erros no *Backpropagation*.

Fonte : (BURANAJUN; SASANANAN; SASANANAN, 2007)

O pseudo algoritmo a seguir descreve uma maneira genérica de funcionamento do *backpropagation*:

1. Inicialização dos pesos de todos os nós da RNA;
2. Inicializar o padrão de entrada e sua respectiva saída esperada;
3. Iniciar propagação do padrão por cada camada da RNA para que seja calculada a saída em cada nó (como mostrado na Figura 5);
4. Comparar a saída esperada com a obtida através da RNA e calcular o erro cometido na camada de saída;
5. Atualizar os pesos dos nós na camada de saída com base no erro calculado;

6. Repetir até chegar à camada de entrada:
 - Calcular o erro cometido por cada nó da camada anterior e ponderar pelo erro do nó da camada atual e dos nós seguintes;
7. Repetir os passos 2, 3, 4, 5 e 6 até obter um erro mínimo ou até atingir um dado número de iterações.

3.2 Aprendizado de Máquina

Aprendizado de máquina (ou *Machine learning* - ML) é uma sub área da inteligência artificial voltada à otimizar critérios de desempenho de acordo com análise de dados e ocorrências passadas (ALPAYDIN, 2010). Uma das características mais marcantes da ML é a análise de conjuntos de dados para automatizar o desenvolvimento de modelos analíticos para suas funcionalidades, isso quer dizer que de acordo com essas análises e com dados de ocorrências já conhecidas por uma aplicação baseada em ML, o aprendizado possibilita às aplicações reagirem de maneira autônoma à eventualidades para as quais não foram programadas. Aprendizado de máquina normalmente é utilizado em duas situações que podem ser enxergadas pela análise do problema (SHALEV-SHWARTZ; BEN-DAVID, 2014):

- Complexidade elevada do problema:
Por exemplo, tarefas rotineiras que seres humanos executam, mas que para serem programadas o algoritmo teria uma complexidade enorme como dirigir ou reconhecer imagens. Outro exemplo é a necessidade de um processamento de uma massa de dados muito grande.
- Necessidade de adaptabilidade do sistema:
Por exemplo, detecção de diversos tipos de *spam*, para marcar mensagens.

3.2.1 Fluxo de trabalho

O fluxo de trabalho básico de ML consiste em duas fases, isto é, a de construção de um modelo e a de predição. Na primeira são utilizados dados históricos (ou dados de treinamento) para um ciclo de modelagem onde será definido, evoluído e otimizado um modelo de dados para que será utilizado para alimentar o algoritmo, realizando assim um tipo de aprendizado como mostrado na Figura 9. É a partir deste modelo otimizado que o algoritmo vai conseguir fazer predições sobre novos dados ou ainda categorizações (BRINK; RICHARDS; FETHEROLF, 2015).

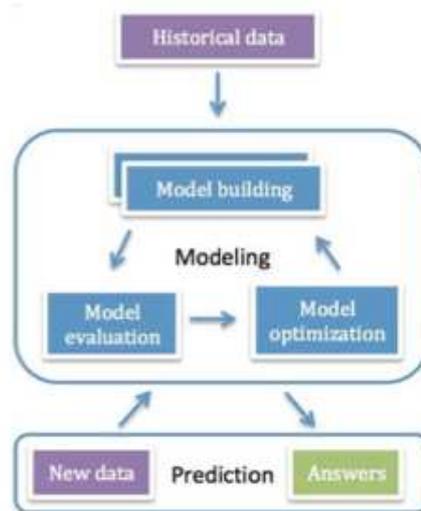


Figura 9 – *Workflow* básico de ML.

Fonte : Adaptado de (BRINK; RICHARDS; FETHEROLF, 2015)

3.2.2 Tipos de aprendizado

- **Supervisionado:** No aprendizado supervisionado, uma massa de dados de treinamento é consumida pelo programa possuindo *labels* características que as classificam. Além disso, no momento em que um novo dado aparece sem essa *label* (dado de teste), espera-se que o programa seja capaz de prever qual a classificação do dado (BRINK; RICHARDS; FETHEROLF, 2015).
- **Não Supervisionado:** No aprendizado não supervisionado, a massa de dados de treinamento é a mesma dos dados de teste, pois estes dados não possuem *labels* que distinguem características. Dessa forma o programa reconhece as características a cada novo dado entregue e começa a fazer a separação de forma autônoma (CHAO, 2011).
- **Reforço:** No aprendizado por reforço, o programa ao receber um sinal de entrada dispara uma ação que muda o valor deste sinal. Assim que o valor do sinal de entrada é alterado e devolvido, mudando assim o estado do ambiente de aprendizagem. A partir disso é recebida uma nova entrada para disparar outra ação que novamente devolverá um valor diferente alterando o estado do ambiente, com a intenção de sempre se aumentar os valores de interação (KAELBLING; LITTMAN; MOORE, 1996).

3.3 Amputações

O termo amputação deriva do latim com o significado de “em volta de” e “podar/-retirar”, respectivamente, “ambi” e “putatio”, sendo assim pode-se definir amputação

como uma retirada cirúrgica ou não, total ou parcial de um membro. As principais causas de amputações são traumatismo, doenças vasculares periféricas, deficiência congênita, doenças infecciosas e patologias malignas (CARVALHO, 2003), algumas menos frequentes como esmagamento e queimaduras térmicas e, ou elétricas (FRIEDMANN; 1994). As decisões das amputações devem ser tomadas com calma e precisão, afim do indivíduo ter tempo de amadurecer a respeito das modificações fisiológicas e se adaptarem psicologicamente (DOWNIE, 1983).

As referências em relação às amputações possuem dados tão antigos que datam desde 1500 a.C. descritos em manuscrito indiano (*Rig-Veda*) relatando a história da rainha Vishpla que teria tido o membro inferior amputado durante uma batalha (FERNANDES, 2007). Os relatos de amputações feitas de maneira cirúrgicas apenas foram realizadas no início da época pré-cristã, ainda que não houvesse características operatórias, apresentando-se como as primeiras cirurgias de amputação. Porém, não houve nenhum relato citando ou descrevendo as primeiras amputações transtibiais e transfemorais.

Outras evidências de amputações são pinturas em cavernas espanholas e francesas de aproximadamente 38 mil anos, em que apareciam mutilações de membros. Enquanto em um poema escrito em 3500 a.C., que relata a história de uma rainha de guerra, que teve um membro inferior amputado, apresenta a primeira referência de próteses, pois a rainha confeccionou uma prótese de ferro para retornar a guerra (PEDRINELLI, 2004; CARVALHO, 1999).

A incidência das amputações de membros inferiores no Brasil são de em média 40.000 amputações ao ano, tendo como principais causas complicações da diabetes e origens traumáticas, sendo que as causas são um dos fatores que influenciam na protetização e cicatrização (REIS; JUNIOR, 2012).

3.3.1 Amputação em membros inferiores

Segundo (BARRETO; MENEZES; SOUZA, 2013), os membros inferiores possuem, via de regra, uma maior chance de serem submetidos à uma cirurgia de amputação em comparação aos membros superiores.

As amputações de membros inferiores, de forma geral, apresentam níveis de amputação e diferentes observações para realização de processo cirúrgico. O procedimento cirúrgico e os resíduos biológicos podem facilitar ou dificultar a adaptação do indivíduo e assim decidir o uso de prótese adequada (O'SULLIVAN, 2005).

A amputação transfemoral trata-se de uma retirada do membro com nível de corte entre a desarticulação do joelho e a articulação do quadril, com classificações de longa, média ou curta de acordo com o nível de preservação do comprimento do fêmur. Além disso, as amputações de membros inferiores causam alterações estruturais, mecânicas

e metabólicas, sendo essas alterações formas de adaptações a nova condição corporal (SOUSA et al., 2017).

Os resíduos biológicos, tais como ossos, irão sustentar os tecidos moles. Com isso, deverão ser seccionados de forma que distribuam as cargas para facilitar a protetização, não afetando os tecidos nobres próximos (PEDRINELLI, 2004). As articulações devem ser preservadas desde que sejam favoráveis a uma cicatrização com ausência de infecções parcial ou invasivas, afim de proporcionar uma reabilitação protética adequada e rápida, o que justifica a importância de uma boa avaliação para a prescrição da reabilitação (O'SULLIVAN, 2005).

Para a reabilitação protética, devem ser levado em consideração que as amputações transfemorais e transtibiais apresentam peculiaridades e diferentes níveis. No processo cirúrgico, deve-se ter o cuidado para que não haja saliências ou arestas ósseas e a musculatura posterior deve ser rebatida anteriormente para que ocorra formação de coxim (musculatura residual), afim de facilitar a mioplastia (sutura dos músculos e fâscias posteriores na fâscia profunda dos músculos anteriores, ou seja, fixação dos músculos antagonistas aos agonistas) e miodese (reinserção de musculatura ao ponto ósseo), pois tais procedimentos melhoram a propriocepção, circulação e controle de coto (CARVALHO, 1999). Além disso, vale ressaltar a importância de identificar e reparar as artérias e veias importantes para vascularização do coto.

O coto é de extrema importância para a reabilitação do paciente, dor e desconforto, pois problemas como cicatrizes cutâneas aderentes ou invaginadas, deficiência nos tecidos e pele friável, são os maiores causadores de dor e desconforto. Porém, sabe-se que atualmente existem técnicas para corrigir e evitar tais problemas afim de reduzir as consequências negativas de uma amputação. Tais técnicas como meias em gel, diminuem tais impactos, bem como diminuem a dor e pressão sobre as zonas de impacto e torsão, reduzindo o gasto energético dos mesmos (CARVALHO, 1999; O'SULLIVAN, 2005).

As alterações a nível de coto residual e seus impactos no processo de reabilitação e protetização necessitam de uma avaliação fisioterapêutica e médica detalhada, para um bom norteamento para a condução do tratamento (PRIM et al., 2016). Sendo assim, esse trabalho permite a realização de forma automatizada de uma boa avaliação.

3.4 Desenvolvimento Ágil

O conceito de desenvolvimento ágil nasceu em meio a uma necessidade global de desenvolvimento de softwares de maneira mais rápida e eficiente por parte das empresas, que precisavam entregar produtos que refletiam as necessidades dos clientes a um preço competitivo ao mercado. Com a crescente demanda de produtos e instabilidade dos requisitos exigidos pelos clientes, a metodologia ágil cresceu por sua flexibilidade para

lidar com mudanças nas necessidades e rápidas respostas a estas mudanças nas entregas de produtos (CHENG; HARRISON; PAN, 1998).

A partir desta crescente demanda mundial e para consolidar o método ágil de desenvolvimento, em 2001 foi criado então o Manifesto Ágil, o qual definia quatro valores para o desenvolvimento ágil de software que eram:

- Indivíduos e interações entre eles mais que processos e ferramentas;
 - As interações entre os indivíduos criam um ambiente produtivo melhor e motivador, logo com um ambiente de trabalho melhor as pessoas são mais produtivas.
- Software em funcionamento mais que documentação abrangente;
 - Sempre que se tem um produto com valor agregado ele pode ser enviado para aprovação do cliente, o que acelera o recebimento de receita pela empresa. Documentação não agrega tanto valor para o cliente e pode esperar.
- Colaboração com o cliente mais que negociação de contratos;
 - Um cliente que sente sua importância com o time de desenvolvimento nota a vontade de entrega de um produto melhor e colabora mais com a equipe.
- Responder à mudanças mais que seguir um plano.
 - O produto deve sofrer alterações de acordo com a necessidade do cliente, pois seu mundo muda constantemente. Sendo assim o software deve estar preparado para sofrer mudanças.

Desta maneira, a partir destes quatro valores, se consolidaram doze princípios para o desenvolvimento os quais eram encabeçados primordialmente pelo princípio que diz que a maior prioridade do desenvolvedor é satisfazer o cliente através da entrega contínua de software com valor agregado a cada nova entrega (BECK et al., 2001), para que assim pudessem estar mais próximos ao cliente e respondendo às suas mudanças de necessidades a cada nova entrega de software. O desenvolvimento ágil não é um processo prescrito, muito menos uma metodologia completa, pelo contrário, é um estilo de desenvolvimento que complementa os métodos existentes e quando usado adequadamente, tende a resultar em um desenvolvimento mais rápido e de qualidade (AMBLER, 2002).

3.5 A Arquitetura REST

O termo *Representational State Transfer* (REST), define um conjunto de princípios arquiteturais que podem ser usados para projetar serviços *web* que trabalham com os

recursos de algum sistema. Este tipo de arquitetura permite que se desenhe como os recursos de um sistema serão endereçados e transferido via requisições *Hypertext Transfer Protocol*, ou Protocolo de Transferência de Hipertexto (HTTP) (RODRIGUEZ, 2008). O HTTP é um protocolo baseado em documentos, no qual uma requisição é um envelope com um documento enviado a um servidor ou aplicação. Este documento normalmente pode conter qualquer informação, porém existem alguns pontos que devem ser explícitos, tais como o método, um endereço e os *headres*, que são as palavras chaves da requisição (MASSE, 2011).

Desta maneira, através das requisições HTTP, o sistema *web* se comunica com a *api* utilizando os métodos padrões HTTP *post*, *delete*, *get* e *put* (RODRIGUEZ, 2008), os quais qualificam a ação a ser descolvida sobre os dados pela *api*. O método *post* faz a *api* receber novos dados e armazenar na base de dados, já o *delete* faz com que ela delete os dados segundo um identificador do dado a ser deletado. Já os métodos *get* e *put* são utilizados para envio de dados ou atualização de dados respectivamente, visto que o método *put* também pode ser utilizado para armazenar novos dados, mas por um padrão deste projeto está sendo utilizado somente para atualização de dados.

4 Metodologia

4.1 Coletas de Dados com os Pacientes

As coletas de dados foram implementadas seguindo uma estrutura de ficha, definida a partir das normas de avaliação CIF. Sendo assim, todas as coletas de dados seguiram a ordem conforme a Figura 10.

- Acolhimento do paciente e coleta de seus dados pessoais;
- Aplicação da ficha de avaliação do paciente, feita por um profissional da área de saúde;
- Sessão de fotos do coto e do paciente para futura análise postural e de condição da pele.

A ficha de avaliação aplicada junto ao paciente pelo profissional da saúde é um dos produtos de *software* desenvolvidos para facilitar e agilizar a avaliação do paciente.

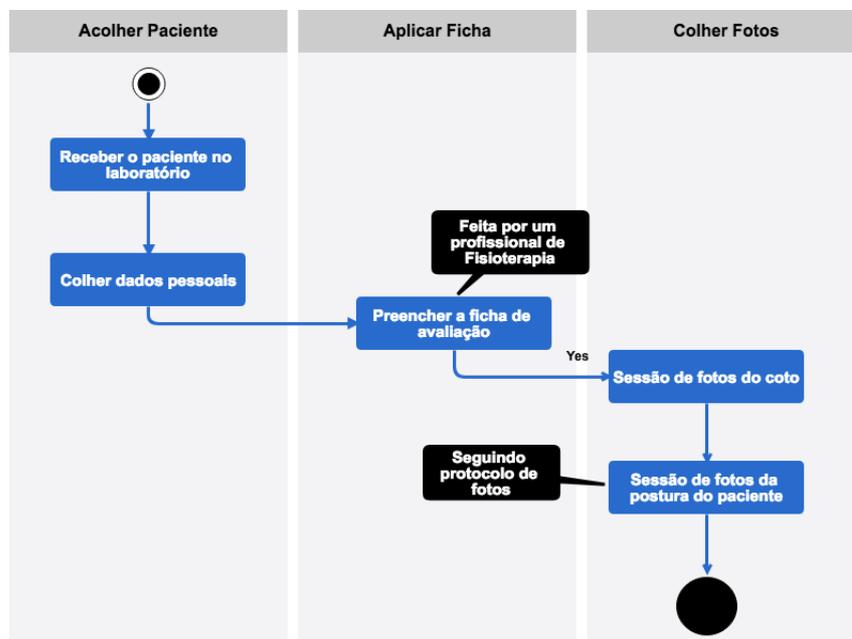


Figura 10 – Fluxo de trabalho da coleta

A sessão de fotos do coto do paciente foi realizada para ser o mais simples possível, para que todo profissional da área da saúde possa conseguir coletar este dado sem necessidade de conhecimento técnico de fotografia ou de um protocolo rígido. O profissional da saúde precisa apenas de uma câmera fotográfica, ou celular com câmera, para fazer

o registro com a única restrição de que a imagem gerada seja completamente preenchida pela pele do paciente. As fotografias devem ser tiradas de todos os lados do coto, tais como sua frontal, posterior, laterais interna e externa e por último da vista da amputação (cicatriz).

Para que pudessem ser feitas as coletas de dados de pacientes, foi necessário um Comitê de Ética e Pesquisa (CEP), o qual disponibilizou a autorização com o número CAAE 38386714.8.0000.0030 (Anexo C). Foram feitas coletas com 13 pacientes amputados de membro inferior diferentes no decorrer da pesquisa, todas com o auxílio de uma fisioterapeuta especialista na área de tratamento com pacientes amputados. Os tipos de pele dos 13 pacientes coletados são descritos na Tabela 1.

Tabela 1 – Descrição da quantidade de cada tipo de pele dos cotos.

Tipo de Pele	Quantidade
Normal	9
Pálido	3
Cianótico	1

Os dados foram coletados, em sua maioria, no Laboratório de Análise de Movimento e Processamento de Sinais da Faculdade da Ceilândia da Universidade de Brasília (FCE-UnB), apesar de terem ocorrido casos em que a coleta foi feita na casa do paciente, trabalhando em conjunto com o centro da pesquisa que foi o Laboratório de Informática em Saúde (LIS) da Faculdade Gama da Universidade de Brasília (FGA-UnB).

4.2 Software GPSATWeb

O *software* GPSATWeb, assim denominado pois nasceu das ações do Grupo de Pesquisa sobre Saúde de Amputados Transfemorais e Tecnologias (GPSAT), foi construído utilizando a interação de dois sistemas separados, um *web* para interação com o usuário e uma *api restful* que trabalha com as requisições de todos os dados do sistema. O modelo construído é apresentado na Figura 11 e descrito no documento de visão (Apêndice A).

4.2.1 Web

O *software* GPSATWeb foi construído utilizando a linguagem de programação *Python* e o *framework* Django. Este *framework* implementa o padrão de arquitetura *Model-View-Controller* (MVC).

O padrão de arquitetura MVC é dividido em três camadas: modelo, visão e controlador. Cada uma destas camadas é responsável por uma atividade dentro do sistema. Quais sejam (LEMOS et al., 2013):

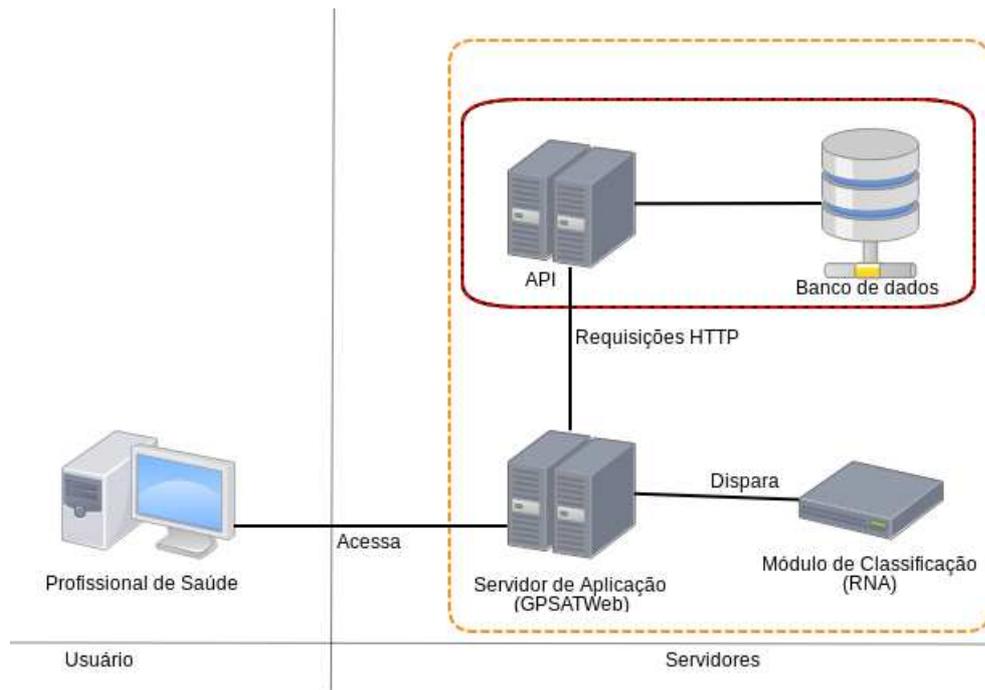


Figura 11 – Disposição dos componentes da aplicação.

- Modelo: Camada em que acontece a persistência dos dados do sistema em uma base de dados. Somente nesta camada as quatro operações básicas de um banco de dados, isto é, criação, edição, leitura e atualização de dados podem ocorrer;
- Visão: Camada de interação com o usuário. É nela que todos os dados são mostrados e recebidos;
- Controlador: Camada que controla todo o fluxo do sistema. Nesta camada é feita a comunicação entre outras duas, a da visão e a de modelo. Além disso, nesta camada ocorre o processamento de todos os dados, tanto de entrada quanto de saída do sistema.

No caso do GPSATWeb, a camada modelo não interage diretamente com a base de dados, ela envia requisições HTTP com os dados a serem persistidos e o tipo de operação a ser realizada para a *api*, como descrito no documento de arquitetura (Apêndice B).

4.2.2 API Restful

A *api* construída é um serviço *web restful* construído para receber e transmitir os dados do sistema GPSATWeb via requisições remotas, pois assim o acesso à base de dados independe de o sistema *web* estar *online* ou não.

A *api* utiliza para a base de dados o MongoDB que é uma ferramenta de banco de dados orientado a documentos. Estes tipos de bancos de dados foram originalmente desen-

volvidos para salvar documentos de todos os tipos, estes documentos são codificados em formatos padrões internacionais, tais como JSON ou XML. Suas vantagens, além da flexibilidade adquirida por usar estes formatos, são segundo (MONIRUZZAMAN; HOSSAIN, 2013):

- Baixa latência de resposta para leitura e escrita;
- Eficiência em armazenar grandes quantidades de dados;
- Alta escalabilidade.

4.3 Modelo de Machine Learning

Tendo como meta a definição de um modelo de ML para ser aplicada em uma RNA a ser treinada para detecção de tipos de pele, a estratégia a ser seguida foi o fluxo de trabalho de ML, descrito na Figura 6 e adaptado para esta aplicação como mostra a Figura 12.

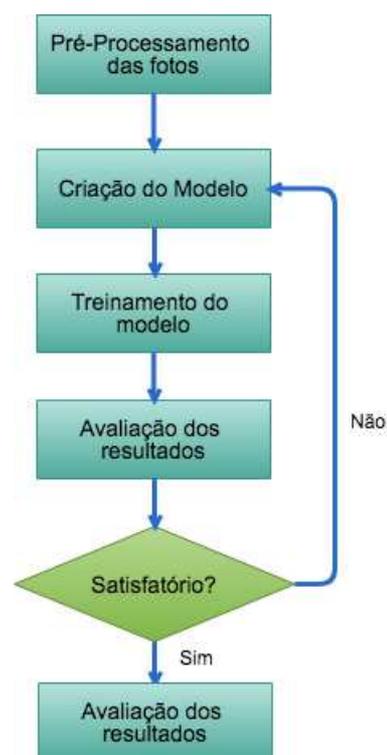


Figura 12 – Fluxo de trabalho da construção do modelo de ML

4.3.1 Construção do Modelo

O modelo de aprendizado utilizado foi o supervisionado, baseado em uma RNA MLP com método de treinamento *backpropagation*. Sendo assim, os passos a serem seguidos para a construção do modelo inicial foram:

- Pré-processamento dos dados
Neste primeiro passo, é montado o modelo de dados de treinamento que é usado para apresentação e utilização dos dados. Para isso é necessário encontrar uma correlação entre os dados de entrada e o dado a ser atingido pelo processo de aprendizado.
- Criar o modelo
O modelo deve ser criado para receber os dados de entrada como pré-processados para fazer seu processamento visando o resultado a ser obtido.
- Treinar o modelo
O modelo proposto deve passar por um breve treinamento para que os erros sejam corrigidos antes que a RNA comece a receber dados para serem analisados.
- Avaliar o modelo
Uma vez com o modelo pronto é necessário avaliar a aplicabilidade do modelo em vista da acurácia obtida em relação a quantidade de reconhecimentos feitos em uma base de dados controlada e com um número conhecido de dados coletados dos pacientes.
- Apresentar resultados
Assim que o modelo é avaliado, se for julgado com resultado insatisfatório, ele deve ser reencaminhado para uma melhoria na modelagem. Caso seja satisfatório, devem ser apresentados aqui os resultados obtidos.

5 Resultados e Discussões

Os resultados alcançados pelo trabalho em estudo dizem respeito a três fases do desenvolvimento que se resumem em:

- Coleta de dados dos pacientes;
- Produção do *software* GPSATWeb;
- Desenvolvimento da RNA.

5.1 Coletas de dados

Um dos três pilares deste trabalho, a coleta de dados com os pacientes, foi o processo mais longo do desenvolvimento do trabalho. Isso pois, eram necessários voluntários que se dispusessem a participar, e, a deixar-se ser examinado pela profissional de saúde que liderou esta fase. Outro problema encontrado foi a dificuldade de locomoção dos pacientes até o laboratório onde foi produzida a pesquisa, necessitando-se até mesmo que os pesquisadores fossem, algumas vezes, até suas residências para que pudesse acontecer a coleta.

O modelo de coleta proposto foi aplicado em 13 pacientes, dentro e fora do laboratório, sempre seguindo a estrutura da ficha proposta (Anexo A). Todos os pacientes avaliados assinaram um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE, Anexo B) para que as avaliações de seu coto pudessem ser feitas. Após a avaliação feita pela profissional de saúde, era aplicada a sessão de fotos do coto do paciente para posterior análise. Nas primeiras coletas, as fotos tiradas focavam o coto do paciente de um ângulo externo, como mostra a Figura 13.



Figura 13 – Fotos do coto de um paciente tiradas em laboratório.

Entretanto, com as fotos tiradas neste tipo de posicionamento, seria necessário um tratamento de imagem para que pudessem ser enviadas posteriormente para treinamento da RNA. Então, neste momento, o ângulo de visão das fotos foi alterado para que todos os *pixels* da imagem possuísem somente informação da pele do coto do paciente, como pode ser visto na Figura 14.

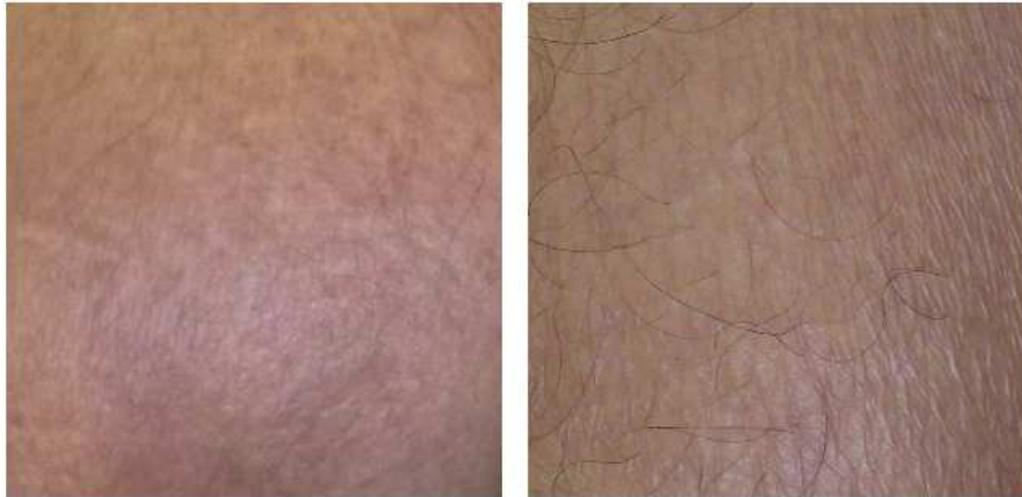


Figura 14 – Fotos focadas na pele do coto do paciente tiradas em laboratório.

5.2 Desenvolvimento do GPSATWeb

O desenvolvimento do *software* pode ser dividido em duas fases, o desenvolvimento do sistema *web* e o desenvolvimento da *api*.

O sistema *web* foi produzido em duas fases temporais distintas. Na primeira, o objetivo era construir o sistema *web* utilizando uma tecnologia nova na área de produção de interfaces para a *web* chamada ReactJS. O ReactJS é uma biblioteca JavaScript de código aberto mantida pelo Facebook, e pela comunidade de *software* livre, que visa facilitar e agilizar o processo de construção de interfaces de usuário. Por ser uma tecnologia recente, durante esta primeira fase de produção, a curva de aprendizagem desta tecnologia atrapalhou o ritmo de desenvolvimento do sistema, fazendo que sua entrega fosse atrasada.

Na segunda fase temporal, tudo o que foi produzido aplicando-se o ReactJS foi retirado do projeto, e, o mesmo substituído pelo *framework* Django, utilizando-se a linguagem de programação *Python*. A partir deste momento, a produção do sistema começou a fluir num ritmo mais acelerado e o *software web* foi finalizado como mostra a Figura 15.

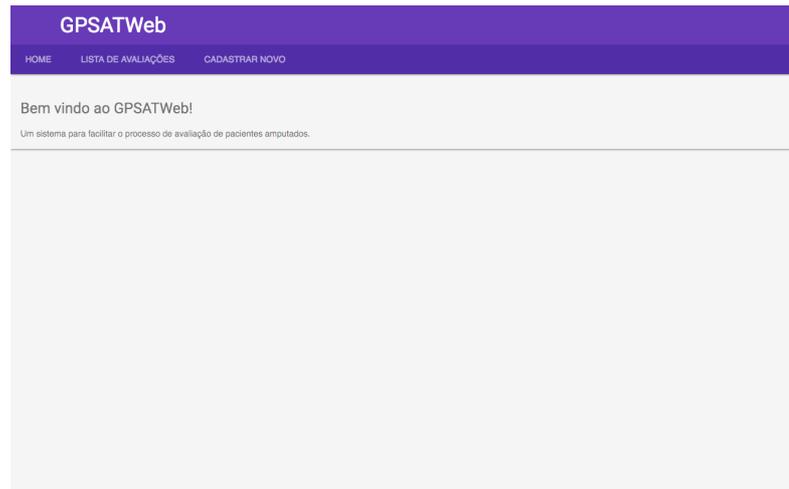


Figura 15 – Tela inicial do GPSATWeb.

O GPSATWeb tem uma aparência simples, produzida para facilitar a usabilidade do sistema por qualquer pessoa. Existem apenas duas abas de ação no menu:

- Lista de Avaliações: onde se encontra uma lista com todas as avaliações já efetuadas utilizando-se o sistema, com um botão que permite ver todas as informações de uma determinada avaliação em uma nova tela, como mostra a Figura 16, e, acaso ainda não haja nenhuma avaliação salva, simplesmente mostra uma mensagem de que não foi feita nenhuma avaliação;

ID	Nome do Paciente	Tipo de amputação	Dados da Avaliação
1	Macário Soares	Transfemoral	MOSTRAR DADOS

Figura 16 – Tela da listagem de avaliações cadastradas.
(Paciente fictício cadastrado a título de demonstração)

- Cadastrar Novo: onde se encontra a ficha de avaliação do paciente (Anexo I) para ser preenchida enquanto o profissional da saúde avalia o paciente no laboratório (ou consultório), mostrado na Figura 17.

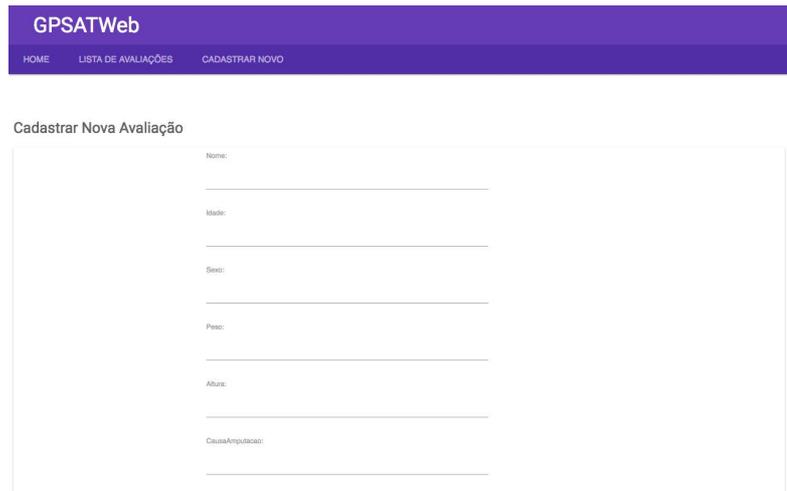


Figura 17 – Tela da listagem de avaliações cadastradas.
(Paciente fictício cadastrado a título de demonstração)

A *API Restful* foi construída também utilizando o *framework* Django em linguagem de programação *Python*. Foi construída paralelamente ao sistema *web*, sendo seu serviço de dados. Neste momento, existem dois fluxos básicos de interação do sistema *web* com a *api*. O primeiro é o de cadastro de uma nova avaliação, como mostra a Figura 18.

DIAGRAMA DE SEQUENCIA CADASTRAR AVALIAÇÃO

Macario Junior

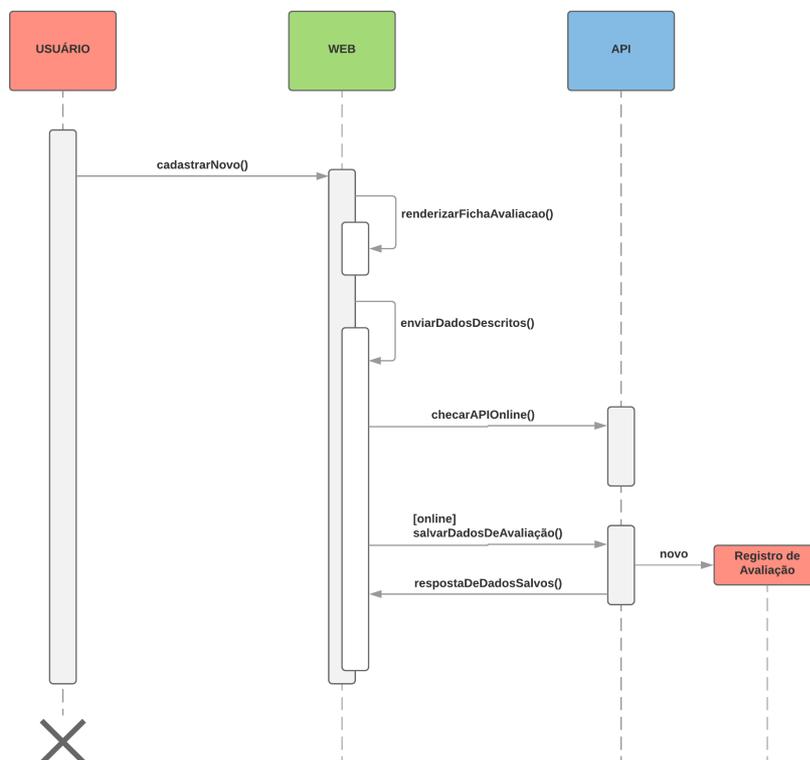


Figura 18 – Diagrama de sequência de cadastro de nova avaliação.

O segundo fluxo básico de interação entre o sistema *web* com a *api* é o de listagem de todas as avaliações já feitas em uma página e, posteriormente de mostrar o conteúdo de uma avaliação específica selecionada pelo usuário, como mostrado na Figura 19.

DIAGRAMA DE SEQUENCIA LISTAR/MOSTRAR AVALIAÇÕES

Macario Junior

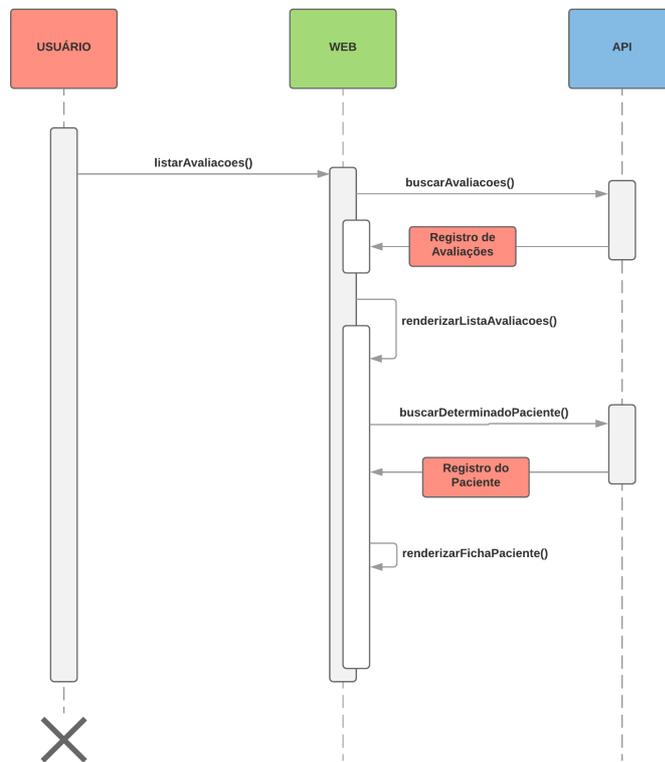


Figura 19 – Diagrama de sequência de listagem de avaliações.

5.3 Rede Neural Artificial

A RNA MLP proposta neste trabalho foi construída utilizando-se a biblioteca *python* Scikit Learn e treinada utilizando o algoritmo *Backpropagation*. A RNA está estruturada em três camadas:

- Camada de entrada: composta por 1024 neurônios, um para cada *pixel* da imagem de entrada no sistema que tem tamanho de 32×32 *pixels*;
- Camada intermediária: composta por 34 neurônios, calculados utilizando-se a equação $NI = NS + \sqrt{NE}$ proposta por (EBERHART R. C.; DOBBINS, 1991), onde NI é a quantidade de neurônios na camada intermediária, NS é a quantidade de neurônios na camada de saída e NE a quantidade de neurônios na camada de entrada;

- Camada de saída: composta de 3 neurônios de saída, os quais classificam individualmente a condição da pele do paciente entre três possíveis saídas: normal, pálido ou cianótico.

Os parâmetros da RNA MLP, tais como a função de ativação, taxa de aprendizado, *momentum*, quantidade máxima de iterações, entre outros, foram definidos utilizando-se dos valores e *ranges* aceitos pelo classificador *MLPClassifier* presente na biblioteca Scikit Learn. Além disso, os valores dos parâmetros de entrada da RNA foram descritos em código manualmente, sendo variados de a cordo com o desempenho apresentado pela RNA no processo experimental. Os valores padrões fornecidos pela ferramenta, são intervalos tipicamente encontrados na literatura para resolver em problemas básicos de ML. O trecho de código a seguir mostra um classificador MLP padrão da biblioteca Scikit Learn.

```
1 MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(100, ), activation='relu',
  solver='adam', alpha=0.0001, batch_size='auto',
  learning_rate='constant', learning_rate_init=0.001,
  power_t=0.5, max_iter=200, shuffle=True,
  random_state=None, tol=0.0001, verbose=False,
  warm_start=False, momentum=0.9, nesterovs_momentum=True,
  early_stopping=False, validation_fraction=0.1, beta_1=0.9,
  beta_2=0.999, epsilon=1e-08)
```

Durante o procedimento experimental da RNA, a cada experimento realizado para medir a taxa de acerto do classificador, um dos valores foram variados, até que se obteve a melhor taxa de acerto da RNA até então. Por conta deste processo experimental, os valores obtidos não necessariamente são os melhores para um outro tipo de problema, visto que, as variações dos parâmetros foram feitas a fim de conseguir um melhor resultado para esta RNA. Sendo assim, os valores que estão sendo utilizados na RNA MLP produzida neste trabalho são mostrados no código a seguir.

```
1 MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(34 ), activation='tanh',
  solver='adam', alpha=0.001, momentum=0.9,
  nesterovs_momentum=True, batch_size='auto', max_iter=500,
  early_stopping=False, random_state=None, tol=0.0001,
  learning_rate='constant', learning_rate_init=0.0001,
  power_t=0.3, verbose=True, warm_start=True,
  validation_fraction=0.1, beta_1=0.9, beta_2=0.999,
  epsilon=1e-08)
```

Seguindo estes parâmetros, a Figura 20 mostra o treinamento da RNA MLP para o problema proposto de classificação dos tipos de pele dos cotos dos pacientes.

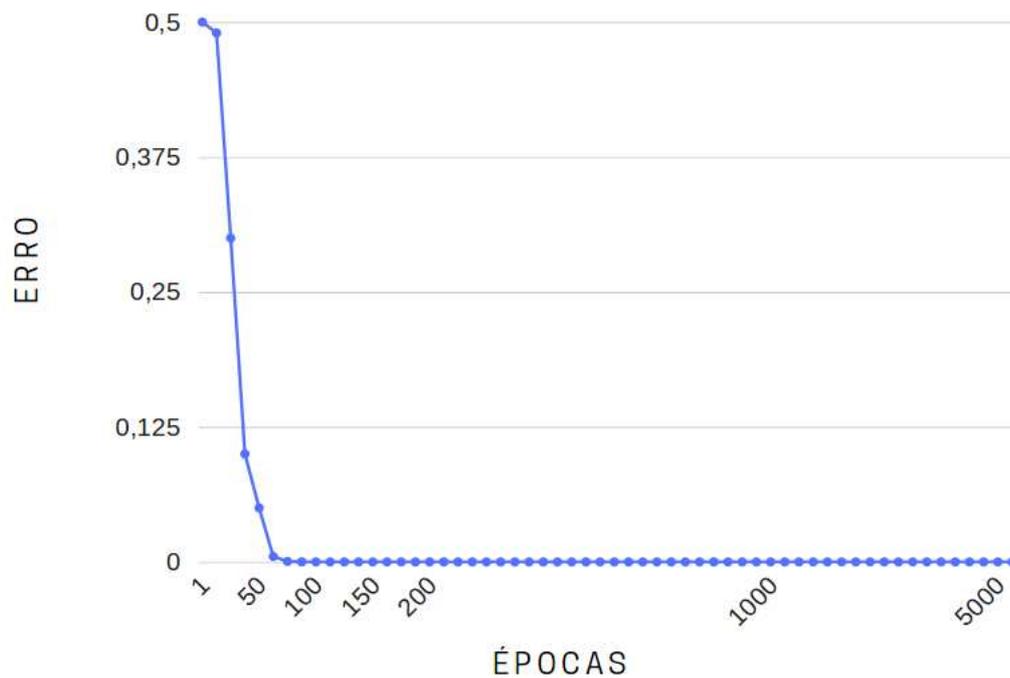


Figura 20 – Gráfico de treinamento da RNA MLP.

5.3.1 Teste e Validação

Na fase de coleta de dados com os pacientes foram feitas 3 fotografias de cada paciente mostrando ângulos diferentes e evidenciando a pele do coto. Depois disso, cada foto foi cortada em 5 quadrados de 32×32 *pixels*, os quais apresentavam em seus *pixels* apenas informação de pele do paciente. Ao fim desta fase, visto que foram feitas coletas de dados com 13 pacientes, a massa de dados de imagens de entrada para a RNA é de 195 imagens. Tais imagens foram divididas em dois grupos, o primeiro com as imagens que foram designadas para treinamento da RNA e o segundo com as imagens designadas para a fase de teste da RNA.

Foram feitos três testes diferentes para medir a acurácia da RNA MLP de acordo com a quantidade de fotos usadas para treinamento e teste:

- Teste 1: 75% das fotos (146 imagens) foram designadas para a massa de treinamento da RNA, enquanto os outros 20% (48 imagens) foram disponibilizadas para a fase de teste da RNA.
- Teste 2: 80% das fotos (156 imagens) foram designadas para a massa de treinamento da RNA, enquanto os outros 20% (39 imagens) foram disponibilizadas para a fase de teste da RNA.
- Teste 3: 85% das fotos (166 imagens) foram designadas para a massa de treinamento da RNA, enquanto os outros 20% (29 imagens) foram disponibilizadas para a fase

de teste da RNA.

O valor da taxa de acerto da RNA construída, de acordo com os parâmetros citados, pode ser observada na Tabela 2.

Tabela 2 – Taxa de acerto da RNA.

Porcentagem da massa de dados usada para teste	Taxa de acerto da RNA
25%	77.54%
20%	77.27%
15%	77.25%

Como é observado na Tabela 2, as taxas de acerto da RNA MLP foram muito próximas entre si. Isso acontece pois a massa de dados usada para treinamento e testes ainda é muito restrita. A baixa quantidade de pacientes e consequentemente de tipos de pele dos cotos que tiveram dados coletados, causam esta baixa variação de acerto da RNA MLP. Sendo assim o ideal seria que houvessem mais amostras para que o modelo de RNA MLP construído pudesse evoluir ainda mais.

5.4 Passos Futuros e Considerações Finais

Os objetivos iniciais do trabalho foram atingidos com a construção do sistema *web* e da RNA que reconhece e classifica diferentes tipos de pele, tal como proposto.

Como passos futuros, é necessária a integração destes dois produtos que, hoje, funcionam de forma separada e necessitam de que um profissional de computação faça o tratamento dos dados de imagem a serem passados de um para outro. Também será necessária uma evolução no *software* GPSATWeb para que o mesmo faça o tratamento necessário nas imagens para envio à RNA.

Outra necessidade futura será a evolução da RNA para que a mesma identifique e classifique automaticamente mais dados descritos na ficha de avaliação do paciente para ajudar o profissional de saúde em seu diagnóstico. Isso pode ser feito, por exemplo automatizando o processo de parametrização do algoritmo de ML utilizando-se da ferramenta *GridSearch*, presente no já utilizado *Scikit Learn*. Outra forma de melhorar o desempenho da RNA é testar composições de imagens para definir um tipo de pele utilizando imagines de diferentes ângulos do coto. Além disso, é necessário também um maior número de coletas de dados para que o treinamento e a validação de resultados da RNA possam ser cada vez melhores e mais precisos.

A taxa de acerto relativamente baixa da RNA MLP construída se deve à reduzida amostra de dados em que ela foi trabalhada. Isso pois, o número reduzido de pacientes voluntários que participaram do trabalho não foi capaz de gerar uma massa de dados

satisfatoriamente grande, por ser uma população de difícil acesso. Mesmo assim, pode-se afirmar que o sistema desenvolvido pode ser utilizado no campo da saúde para auxílio ao profissional que faz os exames nos pacientes ou para treinamento do mesmo visando a melhoria e o aumento da velocidade no atendimento ao paciente amputado.

Por fim, conclui-se que a aplicação e evolução posterior destes dois sistemas em conjunto pode ajudar cada vez mais os profissionais de saúde a serem mais rápidos e efetivos na avaliação dos pacientes amputados de membro inferior, tanto em um aspecto geral, visto que este sistema foi contrsuído exclusivamente para este tipo de avaliação, quanto na avaliação específica do tipo de pele dos cotos dos pacientes, auxiliado nesse aspecto pela resposta dada pela RNA.

Referências

- ALPAYDIN, E. *Introduction to Machine Learning, 2nd edn. Adaptive Computation and Machine Learning*. [S.l.]: The MIT Press (February 2010), 2010. 23
- AMBLER, S. *Agile modeling: effective practices for extreme programming and the unified process*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2002. 27
- ANDERSON, D.; MCNEILL, G. Artificial neural networks technology. *Kaman Sciences Corporation*, v. 258, n. 6, 1992. 18
- BARRETO, L.; MENEZES, N.; SOUZA, D. Fisioterapia em paciente amputado de membro inferior pre e pos – protetizacao. p. 12, 2013. 25
- BECK, K. et al. Manifesto para desenvolvimento agil de software. *Retirado em*, v. 20, 2001. 27
- BRINK, H.; RICHARDS, J. W.; FETHEROLF, M. *Real-world machine learning*. [S.l.: s.n.], 2015. 23, 24
- BURANAJUN, P.; SASANANAN, M.; SASANANAN, S. Prediction of product design and development success using artificial neural network. 06 2007. 22
- CARVALHO, J. A. *Amputacoes de membros inferiores: em busca da plena reabilitacao*. [S.l.]: Manole, 2003. 25
- CHAO, W.-L. Machine learning tutorial. National Taiwan University, 2011. 24
- CHENG, K.; HARRISON, D.; PAN, P. Implementation of agile manufacturing—an ai and internet based approach. *Journal of Materials Processing Technology*, Elsevier, v. 76, n. 1-3, p. 96–101, 1998. 26
- DISTRACTIONS, D.; DRIVING, W. Sistemas Inteligentes baseados em redes neurais artificiais aplicados ao processamento de imagens UNISC – Universidade de Santa Cruz do Sul Sistemas Inteligentes baseados em Redes Neurais Artificiais aplicados ao Processamento de Imagens Autores : Fernand. 2016. 20
- EBERHART R. C.; DOBBINS, R. W. Neural network pc tools. a practical guide. *Academic Press*, 1991. 38
- KAEHLING, L. P.; LITTMAN, M. L.; MOORE, A. W. Reinforcement learning: A survey. *Journal of artificial intelligence research*, v. 4, p. 237–285, 1996. 24
- LEMOES, M. F. de et al. Aplicabilidade da arquitetura mvc em uma aplicação web (webapps). *RE3C-Revista Eletrônica Científica de Ciência da Computação*, v. 8, n. 1, 2013. 30
- MARIEB, E. N.; HOEHN, K. *Anatomia e fisiologia*. [S.l.]: Artmed Editora, 2009. 18, 19
- MASSE, M. *REST API Design Rulebook: Designing Consistent RESTful Web Service Interfaces*. [S.l.]: "O'Reilly Media, Inc.", 2011. 28

- MONIRUZZAMAN, A.; HOSSAIN, S. A. Nosql database: New era of databases for big data analytics-classification, characteristics and comparison. *arXiv preprint arXiv:1307.0191*, 2013. 32
- NETTO, R. S. Detecção de intrusão utilizando redes neurais artificiais no reconhecimento de padrões de ataque. Universidade de Itajuba, 2006. 22
- NORVIG, P.; RUSSELL, S. *Inteligencia Artificial, 2 Edicao*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2004. v. 1. 18
- OMS, O. M. d. S. CIF: Classificacao Internacional de Funcionalidade. p. 238, 2004. 14
- RAUBER, T. W. Redes neurais artificiais. *Universidade Federal do Espírito Santo*, 2005. 20
- REIS, G. D.; JUNIOR, A. J. C. Perfil epidemiologico de amputados de membros superiores e inferiores atendidos em um centro de referencia. v. 2, 2012. Disponível em: <<http://www.rescceafi.com.br/vol2/n2/Gleycykely-dos-Reis-52-62.pdf>>. 14, 25
- ROCHA, D. L. R. Utilizacao de um ambiente de honeynet no treinamento de redes neurais artificiais para deteccao de intrusao. Universidade de Brasilia, 2006. 19
- RODRIGUEZ, A. Restful web services: The basics. *IBM developerWorks*, p. 33, 2008. 28
- ROSENBLATT, F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, American Psychological Association, v. 65, n. 6, p. 386, 1958. 21
- SHALEV-SHWARTZ, S.; BEN-DAVID, S. *Understanding machine learning: From theory to algorithms*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2014. 23
- TAFNER, M. A. Redes neurais artificiais: Aprendizado e plasticidade. *Revista "Cerebro & Mente"*, 1998. 21

Apêndices

APÊNDICE A – Documento de Visão GPSATWeb

Visão

1. Finalidade

Esse documento tem a finalidade de expor a visão geral do **sistema WPSATWeb** e uma perspectiva macro do seu funcionamento. Com ele, será possível avaliar as necessidades e problemas que levaram ao início do projeto.

2. Posicionamento

2.1 Sentença de Posição do Produto

Para	profissionais de saúde que trabalham com pacientes amputados transfemurais e transtibiais
Que	desejam mais facilidade e agilidade na avaliação do seu paciente e manter estes dados para acompanhamentos futuros,
O	<i>GPSATWeb</i>
Que	apresenta uma ficha de avaliação de pacientes amputados digital, é um novo meio de aplicar tais avaliações.
Diferente de	meios atuais de avaliação destes pacientes,
Nosso produto	auxilia o profissional de saúde na avaliação do tipo de pele do paciente trabalhando integrado a uma RNA que classifica o tipo de pele do paciente a partir de uma imagem postada no sistema.

3. Descrições dos Envolvidos e dos Usuários

Têm-se como principais envolvidos o profissional de saúde, responsável por fazer as avaliações dos pacientes e utilizar o sistema para preencher a ficha de avaliação e posteriormente analisar os dados salvos.

3.1 Resumo dos Envolvidos

Nome	Descrição	Responsabilidades
Profissional de saúde	Profissional formado na área de saúde que trabalha com pacientes amputados de membro inferior.	Responsável por utilizar o sistema durante a avaliação de seus pacientes baseando-se na ficha de avaliação automatizada no sistema.
Paciente amputado de membro inferior	Paciente que busca um profissional de saúde para avaliação do seu coto.	Fornecer dados para o sistema através da avaliação feita sobre ele pelo profissional de saúde

3.3 Resumo dos Usuários

Nome	Descrição	Responsabilidades
Usuário do sistema	Aquele que utiliza o sistema para salvar ou pesquisar avaliações em seu dia-a-dia	Principal consumidor e alimentador de conteúdo do sistema.

3.4 Ambiente do Usuário

O *webapp* pode ser acessado de qualquer dispositivo com acesso à intranet do hospital, laboratório ou clínica, como *tablets*, *smartphones*, *notebooks*, *netbooks*, *desktops*. Para a utilização do sistema não é necessária a instalação do mesmo, somente precisa haver um *browser*, além de uma conexão ativa com a rede de intranet.

APÊNDICE B – Documento de Arquitetura GPSATWeb

Documento de Arquitetura

GPSATWeb

Versão: 1.0

Conteúdo

1. Introdução

- 1.1 Escopo
- 1.2 Visão Geral

2. Representação Arquitetural

- 2.1 Visões Arquiteturais

3. Metas e Restrições da Arquitetura

4. Visão Lógica

- 4.1 Visão Geral

5. Visão da Implementação

- 5.1 Visão Geral
- 5.2 Camadas
- 5.3 Camada de Visão
- 5.4 Camada de Controle
- 5.5 Camada de Modelo

1. Introdução

Este documento descreve as diretrizes adotadas para se montar uma arquitetura eficiente para o projeto GPSATWeb. Tais diretrizes dão ênfase para que o sistema seja iterativo e incremental. Sendo assim, é de se esperar que a arquitetura seja simples e bem estruturada para fornecer uma base sólida e consistente.

1.1 Escopo

O escopo do GPSATWeb concentra-se na apresentação de uma ficha de avaliação de pacientes amputados de membros inferiores automatizada e na apresentação de uma classificação do tipo de pele do coto do paciente amputados, produzida por uma Rede Neural Artificial a partir de uma imagem enviada pelo sistema.

1.4 Visão Geral

A arquitetura será composta em 3 camadas: visão, controle e modelo. A organização das camadas será feita de tal forma que durante o processo de integração das mesmas seja realizado facilmente com sucesso.

2. Representação Arquitetural

A arquitetura em camadas deve permitir que as funcionalidades do GPSATWeb sejam desenvolvidas de maneira eficiente e com facilidade de manutenção, além de estabelecer limites lógicos entre as camadas, facilitando futuros incrementos no software ou modificações em camadas superiores. Dessa maneira, é maximizada as vantagens que a arquitetura pode oferecer.

A modularidade, manutenibilidade, extensibilidade e reusabilidade são características da arquitetura em camadas que permitem sucessivamente dividir a aplicação em módulos, reduzir o custo de manutenção da aplicação, permitir que novas funcionalidades sejam adicionadas sem impactar significativamente as existentes e por fim, permitir que classes e componentes sejam reusados em outros módulos de uma aplicação ou em parte de alguma outra aplicação.

2.1. Visões Arquiteturais

Para representar as estruturas que compõem a arquitetura do GPSATWeb, as unidades lógicas de código, suas composições, relacionamentos e dependências, além de processos e interações entre componentes e de que forma o software é mapeado no hardware, serão apresentados neste documento cinco diferentes visões do Sistema. As visões necessárias para a

arquitetura são: Visão Lógica, Visão de Processos, Visão de Implantação e Visão de Implementação. As principais características de cada visão são respectivamente, fornecer uma base para o planejamento do conteúdo técnico de iterações, compreender a estrutura e a organização do design do sistema, fornecer uma base que permite compreender a organização do processo do sistema, ilustrar a distribuição do processamento em um conjunto de nós do sistema e por fim, captar as decisões de arquitetura tomadas para a implementação. A Visão de Casos de Uso foca na disciplina de Requisitos e as demais na disciplina de Análise e Design.

3. Metas e Restrições da Arquitetura

Dentre as restrições arquiteturais, tem-se:

- O sistema será desenvolvido em Python para atender principalmente os requisitos de portabilidade.
- O MongoDB será utilizado para manter a base de dados do GPSATWeb por ser grátis e oferecer um conjunto adequado de características de desempenho e segurança necessário ao sistema.
- Haverá restrições de usuários com objetivo de não permitir alterações indesejadas na base de dados.
- A camada visão não deve acessar diretamente os elementos da camada modelo.
- As camadas inferiores não devem conhecer as camadas superiores.

4. Visão Lógica

A Visão Lógica que será descrita aqui, busca exibir as partes significativas da arquitetura do APP, detalhando sua divisão em subsistemas e pacotes, sendo assim representando os componentes lógicos que formam a arquitetura do GPSATWeb.

Os pacotes do projeto podem ser visualizados na figura 1 e os mesmos estão organizados de tal forma que as classes fiquem ordenadas e utilizadas de forma conveniente, dentro de seus objetivos na arquitetura.

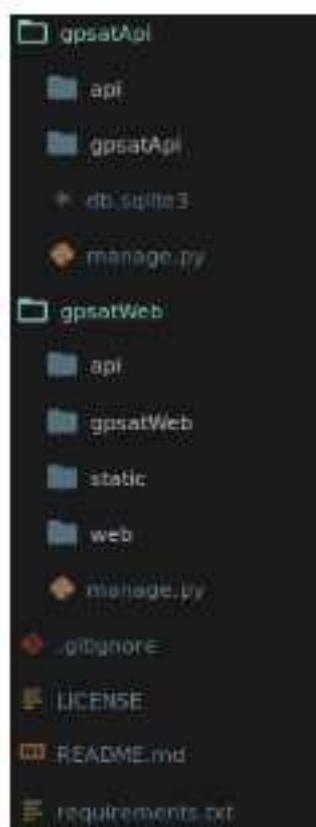


Figura 1: Pacotes projeto-App

4.1 Visão Geral

O design do software APP é dividido em basicamente três camadas compostas pelos pacotes Model, View, e Controller. São dentro desses três pacotes que ocorre todo o funcionamento do sistema ordenado de acordo com as suas funções, o pacote Controller é o responsável pela interação de todos os componentes do GPSATWeb, fazendo a ligação entre Model (api restful) e View, além de coordenar o que e como é feito dentro de sua utilização. Enquanto a api é responsável por caracterizar todos os componentes com o que eles são feitos, como são feitos e com o que pode interagir, ou seja, é a responsável por caracterizar quaisquer mudanças de estados. E então por último o pacote View é responsável por gerar uma saída, é a que mostra o resultado das mudanças de estados feitas e que a controller pediu que fosse atualizado este estado.

5. Visão de Implementação

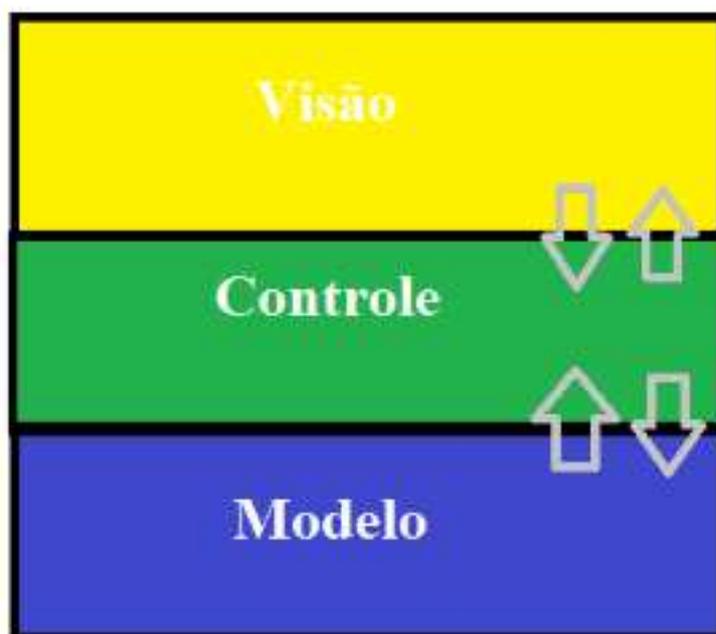
Na Visão de Implementação é descrito a estrutura geral do modelo de implementação, a divisão do software em camadas e subsistemas no modelo de implementação e todos os componentes significativos do ponto de vista da arquitetura.

5.1 Visão Geral

O modelo de arquitetura MVC é largamente utilizado em projetos. Esse padrão isola os componentes de apresentação da lógica de negócio facilitando a manutenção do sistema.

5.2 Camadas

As camadas em que se baseiam a arquitetura do projeto (visão, controle e modelo) são esquematizadas na figura abaixo.



5.3 Camada de Visão

Camada de Visão é a chamada GUI (Graphical User Interface), ou simplesmente interface. Esta camada é responsável pela interação com o usuário. No GPSATWeb, a camada de visão irá implementar uma interface de entrada e saída para a interação da aplicação com

usuário. As informações fornecidas pelo usuário serão validadas e conseqüentemente o usuário terá acesso aos serviços disponíveis pela camada de negócio.

5.4 Camada de Controle

A camada de controle deve implementar a lógica da aplicação, expondo esta lógica para a camada de visão.

5.5 Camada de Modelo

Camada responsável pela persistência e acesso aos dados da aplicação. Ela isola o resto da aplicação do meio de armazenamento usado (MongoDb) de maneira que, se o meio de armazenamento for trocado, apenas as classes desta camada precisarão ser modificadas ou substituídas. Por se tratar de uma api e ser necessário que esses dados que trafegam via requisições HTTP para a camada de modelo, é necessário que todo o sistema GPSATWeb possua um certificado de segurança HTTPS para garantir a segurança dos dados transmitidos via requisição.

Anexos

ANEXO A – Primeiro Anexo

FICHA DE AVALIAÇÃO DE AMPUTADOS DE MEMBRO INFERIOR

NOME: _____

IDADE: _____ SEXO: _____ PESO: _____ ALTURA: _____ IMC: _____

CAUSA DA AMPUTAÇÃO: TRAUMÁTICA DOENÇA VASCULAR

TEMPO DE AMPUTAÇÃO _____

NÍVEL DA AMPUTAÇÃO/TIPO DE AMPUTAÇÃO _____ / _____

SINTOMAS ATUAIS: DOR DORMÊNCIA FORMIGAMENTO MEMBRO FANTASMA

MEDICAÇÕES: _____

TRATAMENTO FISIOTERAPÊUTICO ANTERIOR: SIM NÃO

SINAIS VITAIS:

PA: _____ FC: _____ FR: _____

COTO:

CONDIÇÕES DA PELE:

() FINA () ESPESSA () NORMAL () DESIDRATADA

() TEMPERATURA NORMAL () ALTERADA

() ALTERAÇÕES DE UNHAS E PELOS.

OBS: _____

COLORAÇÃO: () NORMAL () PÁLIDO () CIANÓTICO

SENSIBILIDADE: () NORMAL () PARESIA () HIPOESTESIA () ANESTESIA () TÉRMICA () VIBRATÓRIA

*****DEFORMIDADES:** () SIM () NÃO OBS: _____

CONDIÇÕES: () FIRME; ADERÊNCIAS CICATRICIAIS (); NEUROMAS (); EDEMA (); DOR FANTASMA (). OBS: _____

PULSOS: PRESENTES AUSENTES DIMINUÍDOS AUMENTADO

TROFISMO: NORMAL DIMINUÍDO AUMENTADO

PRESENÇA ENFAIXAMENTO: _____ PERÍODO: _____

AMPLITUDE DE MOVIMENTO: _____

FORÇA MUSCULAR: _____

COMPRIMENTO COTO: _____

LARGURA COTO: _____ -- _____

COMPRIMENTO PERNA: _____

LARGURA PERNA: _____

PRÓTESE:

ALTURA SOQUETE: _____

ALTURA JOELHO: _____

ALTURA PÉS: _____

SUGESTÃO DE MATERIAL: _____

ANEXO B – Segundo Anexo



Universidade de Brasília

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido – TCLE

O (a) Senhor (a) está sendo convidado (a) a participar do projeto: **Desenvolvimento Tecnológico para Adaptação de Membros Artificiais em Amputados**. O objetivo desta pesquisa é: Controlar a prótese através dos sinais emitidos pela musculatura do coto residual.

O (a) senhor (a) receberá todos os esclarecimentos necessários antes e no decorrer da pesquisa e lhe asseguramos que seu nome não aparecerá sendo mantido o mais rigoroso sigilo através da omissão total de quaisquer informações que permitam identifica-lo (a).

A sua participação será através de uma avaliação, a ser realizada no dia e hora que o senhor (a) puder. Informamos que o (a) senhor (a) pode se recusar a responder qualquer questão que lhe traga constrangimento, podendo desistir de participar da pesquisa em qualquer momento sem nenhum prejuízo para o (a) senhor (a).

As etapas que o senhor (a) se submeterá são:

1. **Ficha de Avaliação contemplando dados de peso, altura entre outros, condições gerais em saúde e perfil social e financeiro (aproximadamente 15 minutos);**

Essa pesquisa apresenta riscos aos seus participantes, de forma que os riscos são: queda durante a verificação da força muscular. Sendo que para minimizar esses riscos os pesquisadores estarão treinados para posicionamento ao lado do voluntário e o piso é antiderrapante. Se você aceitar participar, estará contribuindo para Controlar a prótese através dos sinais emitidos pela musculatura do coto residual.

Sua participação é voluntária, isto é, não há pagamento por sua colaboração. Todas as despesas que você tiver relacionadas diretamente ao projeto de pesquisa (tais como, alimentação no local da pesquisa ou exames para realização da pesquisa) serão cobertas pelo pesquisador responsável.

Caso haja algum dano direto ou indireto decorrente de sua participação na pesquisa, você poderá ser indenizado, obedecendo-se as disposições legais vigentes no Brasil. Os resultados da pesquisa serão divulgados na Instituição Universidade de Brasília – UnB podendo ser publicados posteriormente. Os dados e materiais utilizados na pesquisa ficarão sobre guarda do pesquisador.

Se você tiver qualquer dúvida em relação a pesquisa, por favor telefone para: Profa. Dra. Lourdes Mattos Brasil, na instituição Universidade de Brasília (UnB) - Faculdade (FGA) 3107-8903, **a qualquer momento**, ou através do e-mail lmbrasil@gmail.com, podendo ligar **a cobrar** no telefone celular 98114-2463.

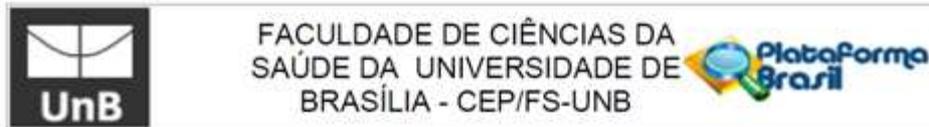
Este projeto foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Faculdade de Ceilândia (CEP/FCE) da Universidade de Brasília (UnB). O CEP é composto por profissionais de diferentes áreas cuja função é defender os interesses dos participantes da pesquisa em sua integridade e dignidade e contribuir no desenvolvimento da pesquisa dentro de padrões éticos. As dúvidas com relação à assinatura do TCLE ou os direitos do participante da pesquisa podem ser esclarecidos pelo telefone (61) 3107-8434 ou do e-mail cep.fce@gmail.com, horário de atendimento das 14h:00 às 18h:00, de segunda a sexta-feira. O CEP/FCE se localiza na Faculdade de Ceilândia, Sala AT07/66 – Prédio da Unidade de Ensino e Docência (UED) – Universidade de Brasília - Centro Metropolitano, conjunto A, lote 01, Brasília - DF. CEP: 72220-900.

Caso concorde em participar, pedimos que assine este documento que foi elaborado em duas vias, uma ficará com o pesquisador responsável e a outra com o Senhor(a).

Nome e Assinatura

Pesquisador Responsável

ANEXO C – Terceiro Anexo



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Desenvolvimento tecnológico e adaptação de prótese ativa em amputados atletas

Pesquisador: Vera Regina Fernandes da Silva Marães

Área Temática: Equipamentos e dispositivos terapêuticos, novos ou não registrados no País;

Versão: 6

CAAE: 38386714.8.0000.0030

Instituição Proponente: Faculdade de Ceilândia

Patrocinador Principal: FINANCIADORA DE ESTUDOS E PROJETOS - FINEP
FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 1.446.986

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

BRASÍLIA, 11 de Março de 2016

Assinado por:
Kella Elizabeth Fontana
(Coordenador)

Endereço: Faculdade de Ciências da Saúde - Campus Darcy Ribeiro
Bairro: Asa Norte CEP: 70.910-900
UF: DF Município: BRASÍLIA
Telefone: (61)3107-1947 E-mail: cepfsunb@gmail.com