

**UNIVERSIDADE DE RIO VERDE (UnRV)  
FACULDADE DE ENGENHARIA DE SOFTWARE**

**EDUARDO PARREIRA OLIVEIRA**

**PREDIÇÃO DE VIDA ÚTIL DE ESTRUTURAS DE CONCRETO  
ARMADO: UMA NOVA ABORDAGEM COM REDES NEURAIAS  
ARTIFICIAIS**

**RIO VERDE, GO  
2019**

**EDUARDO PARREIRA OLIVEIRA**

**PREDIÇÃO DE VIDA ÚTIL DE ESTRUTURAS DE CONCRETO ARMADO: UMA  
NOVA ABORDAGEM COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Monografia apresentada à Banca Examinadora do Curso de Engenharia de Software da Universidade de Rio Verde (UniRV) como exigência parcial para à obtenção do título de bacharel.

Orientador: Prof. Me. Sandro Silva Moreira  
Coorientador: Prof. Me. Tiago Ferreira Campos Neto

**RIO VERDE, GO  
2019**

Bibliotecária responsável:

**EDUARDO PARREIRA OLIVEIRA**

**PREDIÇÃO DE VIDA ÚTIL DE ESTRUTURAS DE CONCRETO ARMADO: UMA  
NOVA ABORDAGEM COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

**MONOGRAFIA APRESENTADA À BANCA EXAMINADORA DO CURSO DE  
ENGENHARIA DE SOFTWARE DA UNIVERSIDADE DE RIO VERDE (UnRV)  
COMO EXIGÊNCIA PARCIAL PARA À OBTENÇÃO DE TÍTULO DE BACHAREL.**

Rio Verde, GO, .... De ..... 2019.

**BANCA EXAMINADORA**

.....  
Prof. Me. Sandro Silva Moreira (Orientador)

.....  
Prof. Me. João Dionísio Paraíba (Membro 1)

.....  
Prof. Me. Marcio Rubens Sousa Santos (Membro 2)

Dedico esse trabalho a minha querida  
irmã, Maria Eduarda.

## **AGRADECIMENTOS**

Gostaria de agradecer primeiramente aos meus pais, Sirlei e Luciana, por ter me proporcionado o entendimento de que um homem é digno pelo que ele constrói e não pelo que ele mesmo diz. Também não posso deixar de agradecer a minha avó paterna, Maria das Graças, por me ensinar o verdadeiro significado de carinho e afeto.

Todos os meus amigos, Fernando, Luís Guilherme, Marcos, Nayson, Raphael e Samuel, que estiveram ao meu lado e contribuíram de forma direta durante o curso. Assim como, Jonathan, Kelvin e Yuri, que não participaram diretamente, mas sempre foram importantes da mesma maneira.

Não poderia faltar os agradecimentos ao meu orientador Sandro Silva Moreira, que acreditou no meu potencial para a realização deste trabalho. Tendo desde o princípio, toda a atenção e me tratando sempre com toda a sua educação, para elucidar desde as dúvidas mais bobas, até o incentivo de que eu era capaz quando queria trocar de tema por pensar que não conseguiria.

## **RESUMO**

Este trabalho teve como principal objetivo, a criação de modelos de predições de vida útil do concreto, que se aproximava dos dados levantados na região, sendo que os modelos utilizados atualmente são originados de outros países, não valendo para as condições climáticas locais, pois em outras localizações não tem a mesma incidência de chuvas e nem a média de temperatura iguais a do Brasil. Para alcançar esse objetivo, foi usado a tecnologia de redes neurais artificiais. A rede neural montada, foi treinada com dados de modelos tradicionais de predição do processo de deterioração, sendo criada com sucesso e apresentando os resultados esperados.

Palavras-Chaves: Redes Neurais. Concreto Armado. Inteligência Artificial. Carbonatação.

## **ABSTRACT**

The main objective of this work is the creation of concrete life prediction models, which are close to the data collected in the region, because the models used today are from other countries, thus not valid for local climatic conditions, since the same incidence of rainfall and the average temperature is not the same in other locations in Brazil. To achieve this goal, artificial neural network technology will be used. The neural network assembled was trained with data from traditional prediction models of the deterioration process, successfully created and with the expected results.

Keywords: Neural networks. Armed concrete. Artificial intelligence. Carbonation.



## LISTA DE SIGLAS

C - Carbono

pH - Potencial Hidrogeniônico

CO<sub>2</sub> - Dióxido de Carbono

ISO – *International Organization for Standardization*

IA – Inteligência Artificial

NBR – Normas Brasileira

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Exemplo de Estrutura em Deterioração.....	18
FIGURA 2 - Rede <i>feedforward</i> de uma camada de processamento.....	22
FIGURA 3 - Rede <i>feedforward</i> de múltiplas camadas de processamento.....	22
FIGURA 4 – Ambiente de Desenvolvimento Anaconda Navigator.....	26
FIGURA 5 – Planilha de Modelos Tradicionais.....	27
FIGURA 6 – Planilha gerada pelo Modelo de Tuutti.....	29
FIGURA 7 – Planilha gerado pelo modelo CEB Bulletin 55.....	31
FIGURA 8 – Erro da aproximação durante o treinamento do modelo inteligente de predição de vida útil, Scalene, por Eduardo Parreira.....	32
FIGURA 9 – Acerto de aproximação durante o treinamento do modelo inteligente de predição de vida útil, The Beatles, por Eduardo Parreira.....	33

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Exemplos de Vida Útil de Projeto aplicando os conceitos da NBR 15575.....	18
TABELA 2 - Estrutura da rede neural treinada pelo modelo de Tutti.....	28
TABELA 3 - Estrutura da rede neural treinada pelo modelo CEB.....	30

## LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - Causas Extrínsecas aos processos de deterioração das estruturas de concreto armado.....	16
QUADRO 2 - Causas Extrínsecas aos processos de deterioração das estruturas de concreto armado.....	17
QUADRO 3 - Principais tarefas que as redes neurais podem executar e alguns exemplos.....	23

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>14</b>
<b>2 REVISÃO DA LITERATURA .....</b>	<b>15</b>
2.1 CONCRETO ARMADO .....	15
2.1.1 Patologias do concreto .....	15
2.1.2 Durabilidade do concreto armado.....	17
2.1.3 Deterioração do concreto armado .....	18
2.1.4 Métodos tradicionais de predição de vida útil de estruturas de concreto armado .....	20
2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL .....	20
2.2.1 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	21
<b>3 MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>25</b>
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>32</b>
<b>5 CONCLUSÃO .....</b>	<b>35</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>36</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Segundo Botelho e Marchetti (2014), o concreto armado é uma estrutura de ligação sólida composta por: pedra, areia, cimento, água e uma outra estrutura que resiste à tração, sendo geralmente o aço.

Como a deterioração do concreto está relacionada com a vida útil de uma estrutura, são necessário meios para se medir os níveis de deterioramento, pois uma estrutura com um grande nível de impacto pode vir a causar desastres.

De acordo com Nepomuceno (2005) a deterioração das estruturas de concreto armado se dá pela transposição de substâncias como carbono (C) na forma de gases, vapores e líquidos, através da sua exposição. A umidade relativa, a incidência de chuvas, temperatura e concentrações de substâncias agressivas presentes no meio, além das propriedades dos materiais que constituem o concreto e de seus poros, são fatores cruciais no quesito de deterioração.

Atualmente, existem algumas maneiras de monitorar o nível de deterioração de uma estrutura, como por exemplo o modelo de Tutti. Porém, ao realizar a predição da durabilidade usando os modelos tradicionais, encontra-se o problema que levou a constituição do trabalho, pois as condições climáticas do Brasil não são as mesmas do local, em que eles foram criados, logo não se adequam a realidade do país.

Devido ao problema já citado e aliado ao fato de que o processo de calcular as equações hoje muitas vezes é manual, utilizar um sistema inteligente para realizar as predições com base nos dados coletados, pode facilitar e inovar o campo de estudos de estruturas de concretos armados?

Acredita-se que a aplicação do campo de aprendizado de máquinas na avaliação de uma estrutura de concreto armado, realizará as predições em tempo real das estruturas, com um grau de precisão semelhante ou superior às técnicas convencionais.

Para alcançar a hipótese deste trabalho, teve como objetivo, aplicar com sucesso as redes neurais profundas para prever a durabilidade do concreto com base em sua deterioração. Contudo, para o objetivo acima foi necessário adquirir conhecimento sobre concreto armado e redes neurais profundas para elaborar o modelo neural capaz de realizar as predições.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo, será realizada a abordagem sobre a definição de concretos armados, as suas patologias, a sua durabilidade, a deterioração do mesmo e alguns métodos tradicionais de predição de vida útil de estrutura de concreto armado. Após isso demonstra-se a abordagem sobre o conceito de Inteligência Artificial e Redes Neurais Artificiais.

### 2.1 CONCRETO ARMADO

Entende-se sobre concreto armado, toda estrutura sólida cuja em sua composição encontram-se areia, cimento, pedra e água em conjunto com uma outra estrutura resistente a tração como por exemplo o aço (BOTELHO;MACHETTI, 2014).

#### 2.1.1 Patologias do concreto

Segundo Helene (1992), pode-se dar o nome de patologia de estruturas ao campo da Engenharia que estuda as causas, origens, sintomas e consequências das falhas ou defeitos de uma ou mais estruturas.

De acordo com Souza e Ripper (1998), existem as patologias que podem ser problemas simples com fácil diagnóstico e, existem problemas complexos, que necessitam um nível maior de conhecimento sobre o assunto.

Ainda de acordo com Souza e Ripper (1998), os estudos das origens de patologias das estruturas na construção civil é bastante complexa, com isso para facilitar o entendimento, eles dividiram em dois campos: Causas intrínsecas e extrínsecas.

Causas intrínsecas são variáveis internas que se relacionam com a qualidade do material usado, o modo como foi executado, o procedimento de fabricação, se houve erro humano e por agentes externos. O Quadro 1 mostra alguns tipos de causas da deterioração intrínsecas (SOUZA; RIPPER, 1998).

Quadro 1 – Causas intrínsecas aos processos de deterioração das estruturas de concreto.

Falhas Humanas Durante a Construção	Deficiências de concretagem	Transporte
		Lançamento
		Juntas de concretagem
		Adensamento
		Cura
	Inadequação de Escoramentos e Fôrmas	
	Deficiências nas Armaduras	Má interpretação dos projetos
		Insuficiência de armaduras
		Mau posicionamento das armaduras
		Cobrimento de concreto insuficiente
		Dobramento inadequado das barras
		Deficiências nas ancoragens
		Deficiências nas emendas
	Utilização Incorreta dos Materiais de Construção	Má utilização de anticorrosivos
		Fck inferior ao especificado
		Armadura diferente da especificado
		Solo com características diferentes
		Utilização de agregados reativos
		Utilização inadequada de aditivos
Inexistência de Controle de Qualidade	Dosagem inadequada do concreto	
Falhas Humanas durante a Utilização (ausência de manutenção)		
Causas Naturais	Causas Próprias à Estrutura Porosa do Concreto	
	Causas Químicas	Reações internas do concreto
		Expansibilidade de certos constituintes do cimento.
		Presença de cloretos
		Presença de ácidos e sais
		Presença de anidro carbônico
		Presença de água
		Elevação da temperatura interna do concreto
	Causas Físicas	Variação da temperatura
		Insolação
		Vento
		Água
	Causas Biológicas	

Fonte: Souza e Ripper, 1998.

Já as causas extrínsecas, não estão relacionadas com a composição interna da estrutura ou por falha humana na execução. São atuações totalmente externas que “atacam o concreto de fora para dentro” (SOUZA, RIPPER, 1998). Abaixo, o Quadro 2 mostra exatamente algumas causas da deterioração extrínsecas.



Quadro 2 – Causas Extrínsecas aos processos de deterioração das estruturas de concreto armado.

<b>CAUSAS EXTRÍNSECAS</b>	<b>Falhas Humanas Durante o Projeto</b>	Modelização Inadequada da Estrutura
		Má Avaliação das Cargas
		Detalhamento Errado ou Insuficiente
		Inadequação do Ambiente
		Incorreção na Interação Solo-Estrutura
		Incorreção na Consideração de Juntas de Dilatação
	<b>Falhas Humanas Durante a Utilização</b>	Alterações Estruturais
		Sobrecargas Exageradas
		Alteração das Condições do Terreno de Fundação
	<b>Ações Mecânicas</b>	Choques de Veículos
		Recalque de Fundações
		Acidentes
	<b>Ações Físicas</b>	Variação de Temperatura
		Insolação
		Atuação da Água
	<b>Ações Químicas</b>	
	<b>Ações Biológicas</b>	

Fonte: Souza e Ripper, 1998.

### 2.1.2 Durabilidade do concreto armado

Segundo Neville(2016), para um concreto armado, é importante que ele continue a desempenhar as funções previstas para ele. Ou seja, mesmo sofrendo impactos em sua estrutura ele tem que se manter consistente.

Portanto, quando se ouve o termo “durabilidade” relacionado à construção civil, pode-se pensar a respeito das construções de décadas atrás que podem estar com estruturas de concreto comprometidas, não cumprido o que se espera, correndo risco de um corrompimento inesperado.

Assim, tornou-se importante o estudo das causas que levam ao deterioramento de concretos armados, que, normalmente está relacionado de forma direta com a vida útil das estruturas.

É importante salientar que a durabilidade não significa uma vida infinita, muito menos a resistência do concreto sobre qualquer ação (Neville, 2016), em outras palavras, o concreto, depois de pronto, não se mantém da mesma maneira após vários anos, pois o mesmo está exposto a diversos fatores que prejudicam a armadura.

Para ter a segurança de que a estrutura esteja em condições mínimas para se manter de pé, é necessária uma ação preventiva por meio de manutenções rotineiras no concreto (NEVILLE, 2016). Com esse tipo de atividade, pode-se atingir uma vida útil maior para essas estruturas.

Segundo a *International Organization for Standardization* (ISO) de número 13823 (2012, p.3), definiu-se vida útil como “período efetivo de tempo durante o qual uma estrutura ou qualquer de seus componentes satisfazem os requisitos de desempenho do projeto, sem ações imprevistas de manutenção ou reparo”. De acordo com Demoliner e Possman (2013), a vida útil do concreto está ligada diretamente com a sua durabilidade, caso a edificação possuir materiais duráveis consequentemente a estrutura terá sua vida prolongada.

Com as Normas Brasileira NBR (15575), a vida útil de projeto de estrutura de concreto é no mínimo 50 anos, conforme a Tabela 1.

Tabela 1 – Exemplos de Vida Útil de Projeto aplicando os conceitos da NBR 15575

Partes da edificação	Exemplos	Mínimo	Intermediário	Superior
Estrutura principal	Pilares, vigas, lages	≥50	≥63	≥75
Estrutura auxiliares	Muro divisórias, escadas externas	≥20	≥25	≥30
Vedação externa	Paredes de vedação externas.	≥40	≥50	≥60
Vedação interna	Paredes e divisórias leves.	≥20	≥25	≥30

Fonte: Adaptado pelo autor, NBR 15575 (2013, p.236)

### 2.1.3 Deterioração do concreto armado

A durabilidade inadequada se manifesta pela deterioração, que pode decorrer tanto de fatores externos quanto de causas internas ao concreto (Neville, 2016). Segundo Carmo (2009), a deterioração mais comum nas estruturas de concreto

armado se dá pela carbonatação, a ausência de aderência entre o concreto e a armadura de acordo com o tempo, o envelhecimento do concreto e ainda ao desgaste das armaduras.

Ainda de acordo com Carmo (2009), o processo de deterioração do concreto tem a sua origem em diversas fases do processo de criação da estrutura. Todos esses processos de deterioração ocorrendo de maneira individual ou em conjunto, afetam a segurança, qualidade e durabilidade do concreto.

Entre as inúmeras ações que o concreto sofre, podemos citar a carbonatação. Segundo John e Tudisco (1993), o processo de carbonatação é resultado da ação dissolvente do anidrido carbônico sobre o cimento, com a formação do carbonato de cálcio e consequentemente a diminuição de pH (Potencial Hidrogeniônico).

Em função da concentração de  $\text{CO}_2$  (Dióxido de Carbono) na atmosfera e da porosidade e nível de fissuração do concreto, a carbonatação tende a atingir a estrutura, corrompendo a camada protetora, corroendo-a (CARMO, 2009). A Figura 1 a seguir, mostra um exemplo de estrutura em estado de deterioração.

Figura 1 – Exemplo de Estrutura em Deterioração.



### 2.1.4 Métodos tradicionais de predição de vida útil de estruturas de concreto armado

Existem diversos métodos tradicionais para predizer a vida útil de uma estrutura, entre eles, tem-se o modelo proposto na tese de doutorado proposto por Tuutti no ano de 1982, na Suécia (TUUTTI, 1982). O modelo proposto era baseado na carbonatação e tem a seguinte equação:  $X_c(t) = K_{co2} \cdot \sqrt{t}$ .

No ano de 2010, a federação Internacional de Estrutura de Concreto, realizou um estudo onde chegaram ao modelo de predição denominado CEB Bulletin 55. O mesmo leva em consideração, além da carbonatação, parâmetros climáticos, ambientais e entre outros (PASSOS; XAVIER, CAMPOS NETO, 2018). O modelo em questão, tem a seguinte equação:  $X_c(t) = \sqrt{2 \cdot K_e \cdot K_c \cdot R_c \cdot C_s} \cdot \sqrt{t} \cdot W(t)$ .

## 2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

De acordo com Coppin (2004), as técnicas de inteligência artificial são utilizadas para resolver problemas relativamente simples ou problemas que fazem parte de sistemas mais complexos. O autor ainda relata uma definição de IA (Inteligência Artificial): “Inteligência Artificial é o estudo dos sistemas que agem de um modo que a um observador qualquer pareceria ser inteligente” (COPPIN, 2004, p. 4).

Dentro do campo da IA, existem diferentes áreas de pesquisa e uma delas é chamada de aprendizado de máquinas. Segundo Baranaukas e Monard (2003), o aprendizado de máquinas é o desenvolvimento de técnicas computacionais por meio de experimentação científica sobre o aprendizado assim como a construção de sistemas capazes de adquirir conhecimento.

O campo de aprendizado de máquinas por si só, existindo apenas como definição de uma teoria não faria sentido, por isso ao longo dos anos foram feitas novas descobertas que possibilitaram a execução prática, sendo que uma dessas foi chamada de redes neurais artificiais.

### 2.2.1 Redes neurais artificiais

De acordo com Braga, Carvalho e Ludermir (2014), o final de década de 1980 marcou o ressurgimento da área de redes neurais artificiais. Ainda de acordo com Braga, Carvalho e Ludermir (2014), o primeiro modelo artificial de um neurônio foi criado em 1943, por Warren McCulloch, um psicólogo e neurofisiologista e, Walter Pitts, um matemático. Por mais que foi um modelo primitivo, foi o ponto inicial.

Na opinião de Luque e Alvarez (2003), redes neurais artificiais são sistemas de processamento de informação formadas pela interconexão entre processadores simples, chamados de neurônios artificiais.

As redes neurais para alcançarem um nível em que conseguem resolver o problema que foi proposto a elas, as mesmas precisam ser treinadas. Esse treinamento, é comparado com a maneira que o ser humano adquire o conhecimento. O ser humano é submetido a informações a respeito de algo, reconhece padrões e a partir de então formulamos o conhecimento.

Segundo Haykin (2001, p. 23), uma rede neural se assemelha a um cérebro humano em dois aspectos:

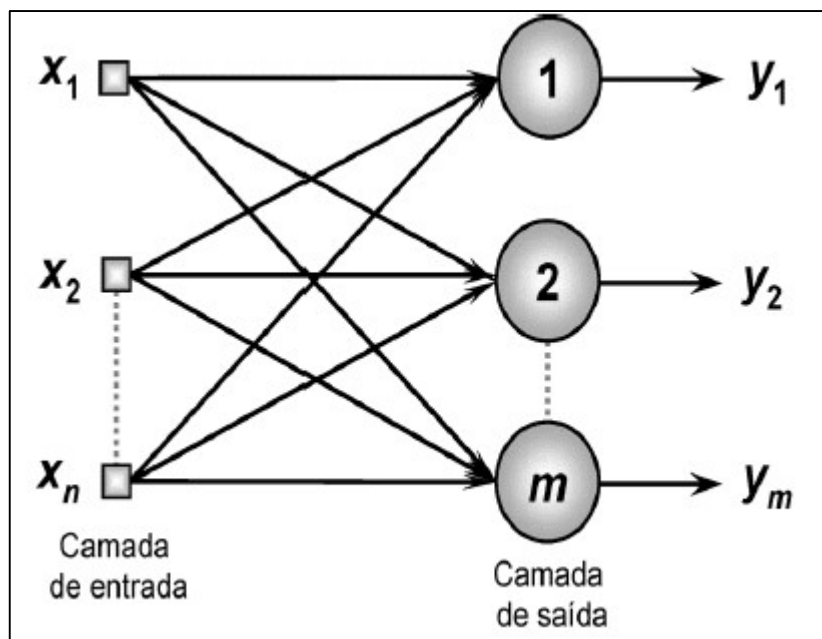
1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem.
2. Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, armazenam o conhecimento adquirido.

A aprendizagem das redes neurais ocorre por meio de algoritmos computacionais, cuja a função é alterar os pesos sinápticos da rede de forma ordenada para conseguir cumprir o objetivo de um projeto (HAYKIN, 2009).

Os neurônios artificiais sozinhos possuem um poder de processamento pequeno, porém quando em conjunto com vários, criando então uma rede, eles se tornam capazes de resolverem problemas complexos (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2014).

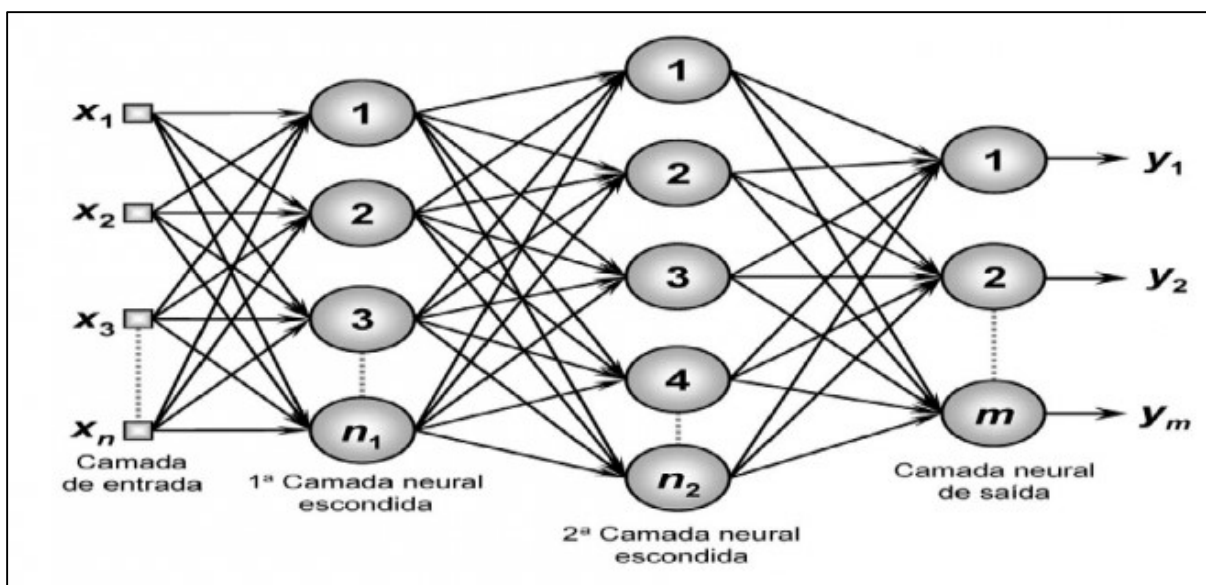
As redes neurais podem ser montadas com uma estrutura de camadas, tendo apenas uma ou mais conforme as figuras 2 e 3 abaixo.

Figura 2 – Rede feedforward de uma camada de processamento.



Fonte: Silva, 2010

Figura 3 – Rede feedforward de múltiplas camadas de processamento



Fonte: Silva, 2010

Além das estruturas de camadas, existem redes com recorrência entre as camadas e outros tipos de arquiteturas. Porém, ainda segundo Braga, Carvalho e

Ludermir (2014) para escolher a estrutura correta para resolver determinado problema existem alguns fatores a serem observados, como por exemplo:

1. Complexidade do problema;
2. Dimensionamento do espaço de entrada;
3. Características Dinâmicas ou estáticas;
4. Conhecimento a priori sobre o problema;
5. Representatividade dos dados.

As redes neurais podem ser usadas em problemas que possuem dados, que foram levantados por meio de experiência ou por modelos. Esses dados e os tipos deles que guiarão o modelo neural, para adaptação dos pesos sinápticos de cada neurônio para conseguir executar determinadas tarefas (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2014).

Ainda segundo os autores, Braga, Carvalho e Ludermir (2014), os problemas de classificação de imagens, categorização, aproximação, previsão e otimização são comuns no uso de redes neurais artificiais para resolvê-los. Abaixo, o quadro 3 para exemplificar tarefas que as redes podem executar.

Quadro 3 – Principais tarefas que as redes neurais podem executar e alguns exemplos.

<b>Tarefas</b>	<b>Algumas Aplicações</b>
Classificação	Reconhecimento de caracteres Reconhecimento de imagens Diagnósticos (médico, equipamento, etc) Detecção de Fraudes
Categorização	Agrupamento de DNA Mineração de Dados Análise de expressão gênica Agrupamento de clientes
Previsão	Previsão do tempo Previsão financeira Modelagem de sistema dinâmicos Previsão de sequência de DNA

Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir(2014)

Existem trabalhos que se assemelham a essa pesquisa, como por exemplo o trabalho feito por Woubishet Zewdu Taffese e Esko Sistonen, que usaram o aprendizado de máquinas para a avaliação de durabilidade e vida útil de estruturas de concreto. A pesquisa foi publicada no ano de 2017 pelo jornal Elsevier. O presente trabalho, tem como objetivo não só a avaliação, mas também realizar previsões em tempo real.



### 3 MATERIAL E MÉTODOS

A pesquisa foi iniciada na faculdade de Engenharia Civil da Universidade de Rio Verde, com a intenção de codificar algum algoritmo de comparação dos modelos tradicionais de predições de vida útil e deterioração do concreto armado, para analisar quais deles teria um resultado mais próximo a realidade.

Com essa premissa, surgiu a ideia de, ao invés de comparar os métodos existentes, criar novos modelo de predição usando a tecnologia de aprendizado de máquinas.

Este trabalho, foi classificado como pesquisa aplicada, pois teve como natureza a dedicação de gerar conhecimentos para a solução de problemas do ramo da Engenharia Civil. O objetivo do mesmo era verificar se o campo de aprendizado de máquinas poderia ou não trazer benefícios para o setor da construção civil, por isso foi uma pesquisa exploratória. Como procedimento, tratou-se com a experimentação pois os dados analisados foram pré-selecionados pela equipe de Engenharia Civil da Universidade de Rio Verde. A pesquisa teve como objeto, para responder a hipótese, os modelos de redes neurais artificiais, sendo que este não foi um fim da pesquisa e sim um meio.

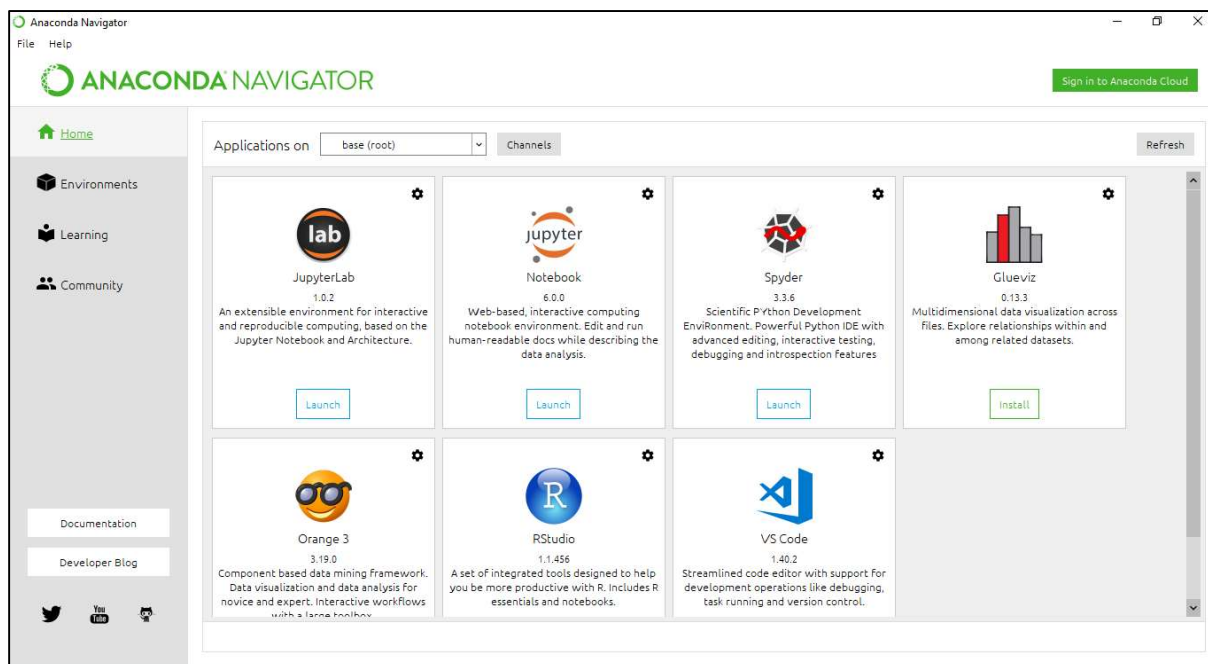
Para o desenvolvimento do modelo de rede neural, foi utilizada a linguagem Python, pois é considerada uma linguagem de alto nível, interpretada por scripts, imperativa, orientada a objetos, funcional de tipagem dinâmica e forte. A linguagem é até então, a mais adequada para o tratamento de dados em uma grande escala a serem, no caso, treinar uma rede.

Foi usado o ambiente de desenvolvimento, <sup>1</sup>Anaconda Navigator, o mesmo é gratuito e fornece várias possibilidades de ferramentas e pacotes para o estudo de aprendizado de máquina, já que é focado em tal tecnologia. Além disso, ele já vem configurado. Abaixo a Figura 4, ilustra o ambiente.

---

<sup>1</sup> Anaconda Navigator – Ambiente de Desenvolvimento para Aprendizado de Máquinas.

Figura 4 – Ambiente de Desenvolvimento Anaconda Navigator



Fonte: Do autor, 2019

Foi usada a plataforma de desenvolvimento open source, <sup>2</sup>Spyder, desenvolvida por Pierre Raybaut, mantida pelo projeto de contribuidores Spyder. Possui versões para Windows, MacOS e Linux. Dentre a facilidades que ela fornece são: fácil interatividade com o usuário, visualização das variáveis criadas e o console de resultados.

Também foi usada a biblioteca <sup>3</sup>TensorFlow, a mesma é de código aberto criada por pesquisadores da Google. Esta é voltada para construção de projeto envolvendo aprendizado de máquinas. Foi escolhida para este projeto, por ter total compatibilidade com a linguagem escolhida, além de conter uma série de modelos de algoritmos prontos.

Foi utilizada também a biblioteca <sup>4</sup>Keras, a mesma é uma ferramenta open source que serve tanto para o estudo de redes neurais artificiais, como para construir qualquer modelo para resolver qualquer tipo de problema. Em sua composição, encontra-se a biblioteca aqui já citada, TensorFlow, rodando no *background*.

<sup>2</sup> Spyder – IDE de Desenvolvimento – Versão Community

<sup>3</sup> TensorFlow – Biblioteca de código aberto para aprendizado de máquina

<sup>4</sup> Keras – Biblioteca de código aberto para aprendizado de máquina

Para se construir o modelo de rede neural foi utilizada a técnica de treinamento de redes neurais conhecida como “Deep Learning”. A técnica é um ramo do campo de Aprendizado de Máquina, para construção e treinamento de imensas redes neurais que podem extrair padrões de uma grande massa de dados. Dentre tantos algoritmos possíveis, após os primeiros contatos com os dados, utilizou-se a Regressão Linear, que gera uma equação para descrever a relação estatística entre uma ou mais variáveis preditoras e a variável resposta, sendo possível assim a construção de um modelo.

Para o treinamento da rede, utilizou-se dados levantados pela faculdade de Engenharia Civil da Universidade de Rio Verde, fornecidos através de uma planilha com os modelos tradicionais de predição da profundidade de carbonatação da estrutura. Abaixo, a Figura 5, ilustra a planilha citada anteriormente.

Figura 5 – Planilha de Modelos tradicionais

Arquivo

Página Inicial

Inserir

Layout da Página

Fórmulas

Dados

Revisão

Exibir

Ajuda

Digame o que você deseja fazer

Calibri

11

A

Fonte: Do autor, 2019.

A partir dela, criou-se outras bases de dados com quantidade maiores de registros para o treinamento da rede ser eficaz. A alteração para conseguir uma quantidade maior de dados, foi baseada no uso da técnica de data *augmentation*, que tem como objetivo a geração de novos dados para aumentar a capacidade cognitiva do modelo neural.

Durante o processo, foram usados dois modelos tradicionais de predição. Para cada um deles, foi gerada uma rede neural artificial que com os dados fornecidos, os

algoritmos foram reconhecendo padrões através de cálculos estatísticos, para então relacionar os resultados aos parâmetros de entradas fornecidos.

O primeiro modelo implementado, foi o modelo de predição de vida útil de Tuutti (1982) que tem a seguinte equação: Foi criada então, uma rede com uma camada de entrada recebendo dois parâmetros, sendo eles o coeficiente de carbonatação (Velocidade que o carbono incide sobre a estrutura) e o tempo de exposição da estrutura em anos.

A estrutura da rede, era formada pela camada de entrada já citada, 4 camadas de processamento em que é feito os cálculos dos pesos sinápticos das redes para conseguir a aproximação dos valores e uma camada de saída. Conforme a tabela 2 abaixo.

Tabela 2 – Estrutura da rede neural treinada pelo modelo de Tuutti

Camadas	Tipo	Quantidade de neurônios
Camada de entrada	Densa	3
Camada de Processamento 1	Densa	48
Camada de Processamento 2	Densa	48
Camada de Processamento 3	Densa	48
Camada de Processamento 4	Densa	48
Camada de Saída	Densa	1

Fonte: Do autor, 2019

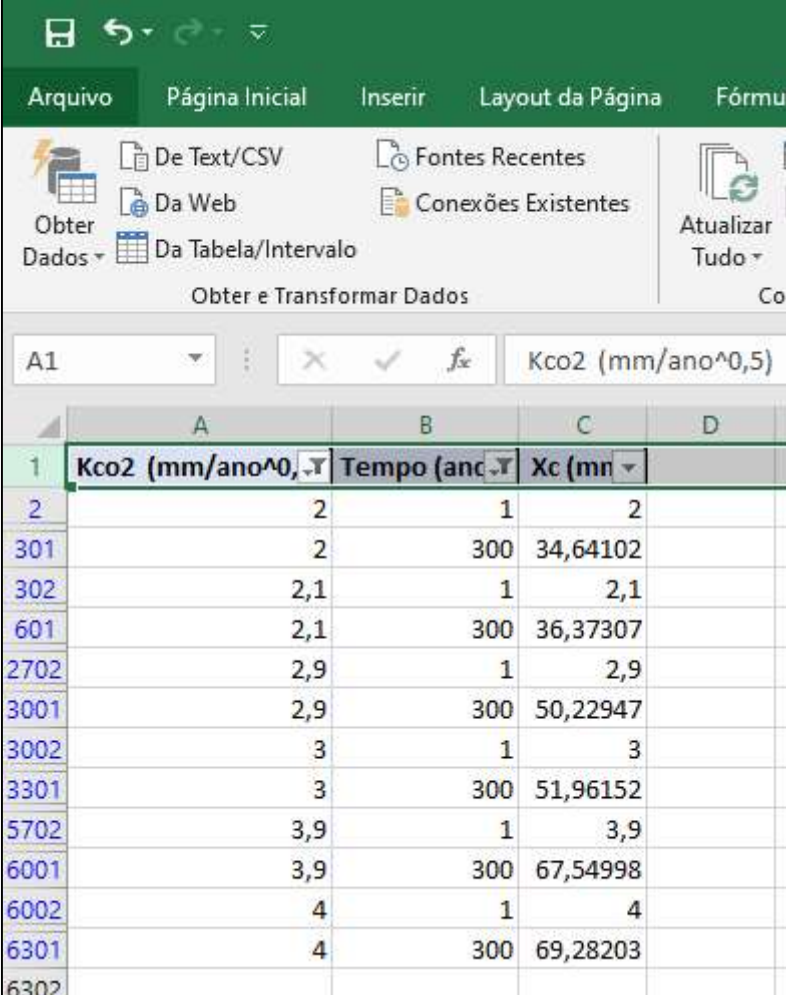
Pode-se que, todas as camadas de processamento tinham o mesmo número de neurônios artificiais, 48, mas na última camada é diferente, pois a partir dos parâmetros de entrada, a rede calcula a profundidade do carbono incidido na estrutura. Com isso o número de saídas da última camada da rede é igual a 1.

Os dados usados para treinamento, inicialmente era composto por 2700 registros, sendo que para alcançar essa quantidade, variou-se o coeficiente de carbonatação, partindo de 2 e incrementando sempre em 0,25 até chegar ao valor de 4 e, para cada variação do coeficiente, repetiu-se o mesmo 300 vezes, que era a quantidade de exposição em anos da estrutura.

Após os primeiros resultados, aumentou-se a quantidade de dados. Para isso, ao invés de incrementar em 0,25 incrementamos em 0,1 partindo do 2 até chegar a 4,

resultado então em um *data set* de 6300 registros. A Figura 6, ilustra um recorte do *data set* citado.

Figura 6 – Planilha gerada pelo modelo de Tuutti



	A	B	C	D
1	Kco2 (mm/ano <sup>0,5</sup> )	Tempo (ano)	Xc (mm)	
2	2	1	2	
301	2	300	34,64102	
302	2,1	1	2,1	
601	2,1	300	36,37307	
2702	2,9	1	2,9	
3001	2,9	300	50,22947	
3002	3	1	3	
3301	3	300	51,96152	
5702	3,9	1	3,9	
6001	3,9	300	67,54998	
6002	4	1	4	
6301	4	300	69,28203	
6302				

Fonte: Do autor, 2019

O segundo modelo implementado foi o modelo de predição de vida útil, CEB Bulletin 55 (2010), que tem como equação: rede neural que aprendeu com ele, possui uma camada de entrada com 56 neurônios artificiais e 15 parâmetros de entrada. A rede também consiste em 5 camadas de processamentos sendo que todas elas têm o mesmo número de neurônios da camada de entrada, menos a camada de saída. Conforme a Tabela 3 abaixo:

Tabela 3 – Estrutura da rede neural treinada pelo modelo CEB Bulletin 55.

Camadas	Tipo	Quantidade de neurônios
Camada de entrada	Densa	15
Camada de Processamento 1	Densa	56
Camada de Processamento 2	Densa	56
Camada de Processamento 3	Densa	56
Camada de Processamento 4	Densa	56
Camada de Processamento 5	Densa	56
Camada de Saida	Densa	1

Fonte: Do autor, 2019

Assim como o primeiro modelo, na saída tem a quantidade de neurônios reduzido, sendo apenas uma saída como resultado, que mais uma vez é a profundidade de carbonatação da estrutura a partir dos parâmetros de entradas.

O primeiro data set para treinamento do modelo, era composto por 4800 registros, sendo que variou-se a quantidade de anos em segundos, o coeficiente de difusão no concreto carbonatado e o teor de CO<sub>2</sub> em 1m<sup>3</sup> de concreto. Porém após os primeiros resultados, resolveu-se que poderia aumentar o número de variações e consequentemente aumentar o tamanho da quantidade de dados, mas depois dos resultados com a nova quantidade, validou-se que teria de fato trabalhar apenas com 4800 registro, variando também o coeficiente climático.

Finalmente, o data set final para treinamento tinha 4800 registros, tendo como parâmetros de entradas o tempo de exposição em anos, o tempo de exposição em segundos, a média da umidade relativa da camada carbonatada, a umidade relativa de referência, o expoente Fe, o expoente Ge, o coeficiente ambiental, o expoente da regressão, o período de cura, o coeficiente de condição de cura, a concentração de CO<sub>2</sub> no ar, o coeficiente climático, a resistência a carbonatação natural do concreto e os dois parâmetros citados anteriormente, coeficiente de difusão no concreto carbonatado e Teor de CO<sub>2</sub> em 1m<sup>3</sup> de concreto. Abaixo, a Figura 7, ilustra um recorde do data set final.

Figura 7 – Planilha gerado pelo modelo CEB Bulletin 55.

Arquivo Página Inicial Inserir Layout da Página Fórmulas Dados Revisão Exibir Ajuda Diga-me o que você deseja fazer

Colar Calibri 11 A A+ N I S Quebrar Texto Automaticamente Número % 000 0,00 0,0

Área de Transferê... Fonte Alinhamento Número Estilos

H4 -0,567

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
	Ano	Tempo de Exposição (s) (t)	Rfref: Média da umidade relativa da camada carbonatada	Rfref: umidade relativa de referência [%]	Exposição	Exposição	Ke = Coeficiente ambiental [adimensional]	b: expoente da regressão [-]	tc: período de cura [d]	Ke = Coeficiente de condutividade de cura [adimensional]	Cs = Concentração de CO2 no ar [%]	W(t) = Coeficiente climático [adimensional]	DCO2 = Coeficiente de difusão no concreto carbonatado	α = Tensão de CO2 em 1m de concreto	Rc = Resistência à carbonatação natural do concreto (mm/ano)	Xc(t) Profundidade de carbonatação (mm)
1																
2	1	31536000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,5868414	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	5,181178
3	2	63072000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,5082027	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	6,345411
4	3	94608000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,4671822	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	7,144218
5	4	126144000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,4401018	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	7,771251
6	5	157680000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,4201824	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	8,295273
7	6	189216000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,4045782	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	8,749554
8	7	220752000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,391838	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	9,152398
9	8	252288000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3811267	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	9,517484
10	9	283824000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3719219	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	9,851012
11	10	315360000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3638766	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	10,159256
12	11	346896000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3567486	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	10,446396
13	12	378432000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3503634	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	10,715616
14	13	409968000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3445904	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	10,969396
15	14	441504000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3393304	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	11,209176
16	15	473040000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3345056	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	11,438178
17	16	504576000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3300544	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	11,656103
18	17	536112000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3259272	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	11,864593
19	18	567648000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3220832	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	12,064576
20	19	599184000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3184888	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	12,256846
21	20	630720000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3151159	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	12,442083
22	21	662256000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3119407	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	12,620678
23	22	693792000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3089431	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	12,793745
24	23	725328000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3061057	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	12,961139
25	24	756864000	67,56	65,00	5,00	2,50	1,62070	-0,567	3,00	1,61675	0,03600	0,3034135	8,913E-08	68,02521	1,31E-09	13,123460

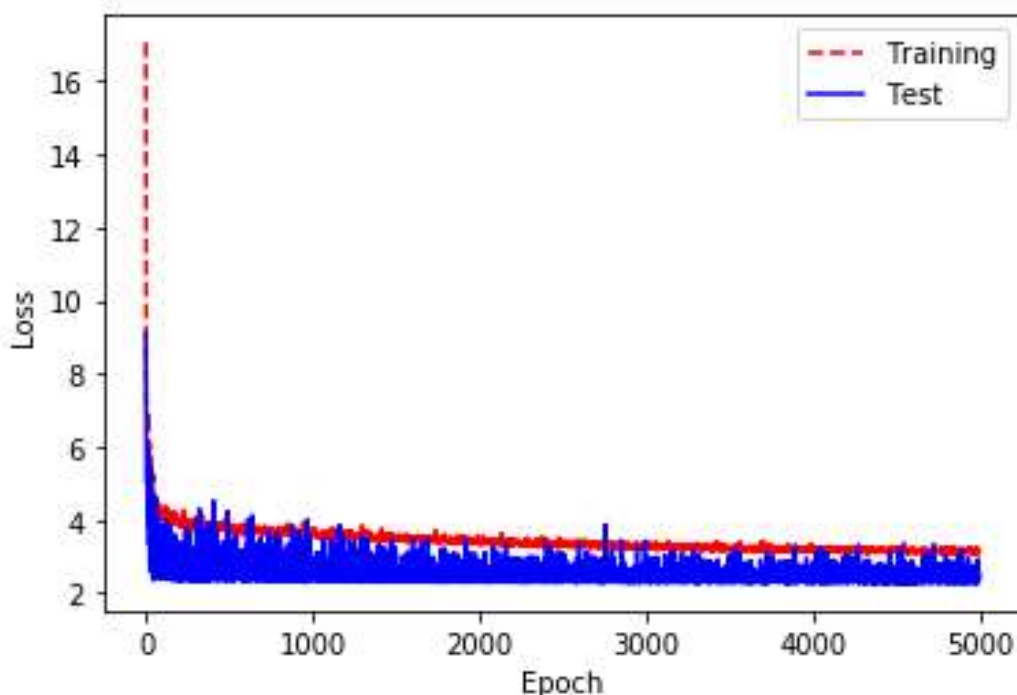
Fonte: Do autor, 2019.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Iniciou-se a experimentação utilizando como base o modelo de predição da vida útil de Tutti (1982). Como parâmetro de verificação para validar se a rede estava sendo treinada corretamente, utilizou-se a verificação da média do erro absoluto encontrado, em cada previsão da rede.

Após alguns ajustes no algoritmo das redes neurais geradas e na base de dados, alcançou-se uma média de erro absoluto de aproximação de valor 2,45078. Abaixo, a Figura 8 ilustra o gráfico gerado do erro da aproximação durante o treinamento.

Figura 8 – Erro da aproximação durante o treinamento do modelo inteligente de predição de vida útil, Scalene, por Eduardo Parreira.



Fonte: Do autor, 2019

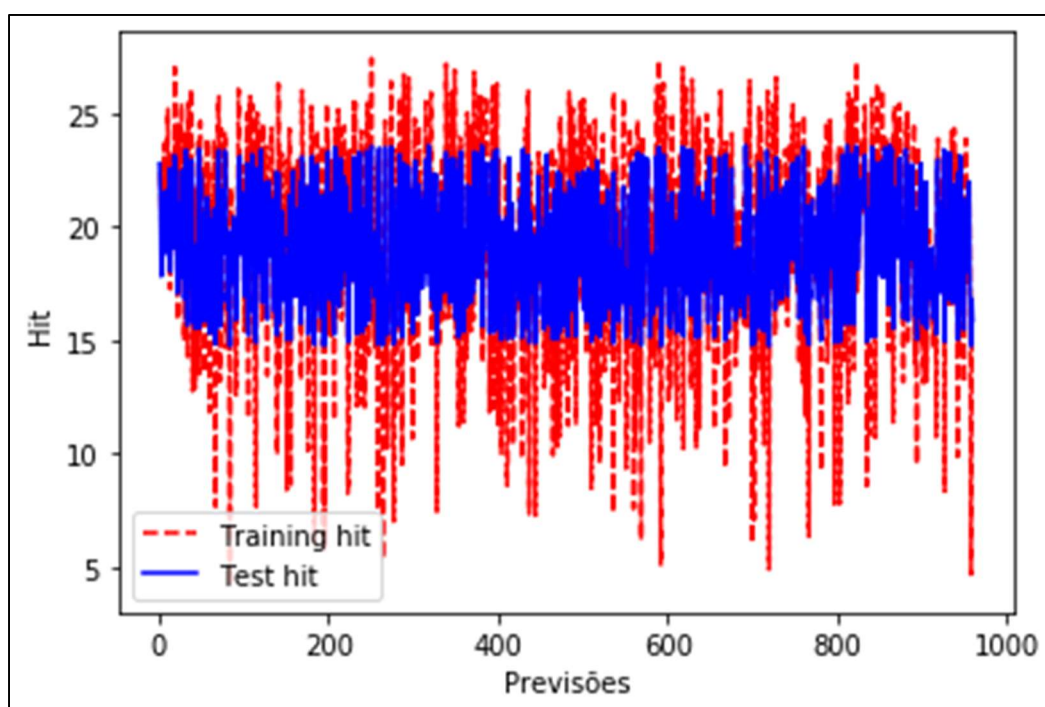
Como pode-se ver no gráfico, a parte vermelha foi usada para o treinamento e a parte azul, a profundidade que a rede calculou. Quanto mais próximo a linha vermelha, melhor seria o resultado, desde que, a linha azul não ficasse completamente sobre a linha vermelha, pois poderia ser o caso da rede ter decorado os dados e não aprendido de fato.



A média de erro em 2,45078, quer dizer que para cada previsão que a rede fizer, ela pode errar a quantidade citada, tanto para cima, quanto para baixo. Quando mostrado o resultado para os profissionais da engenharia civil, os mesmos alegaram que a média encontrada era satisfatória.

Para verificar e validar os resultados do segundo modelo neural, treinado pelo modelo CEB, utilizou-se a mesma validação do modelo anterior, achando a menor média de erro absoluto, o resultado encontrado foi o valor de 1.88. Abaixo, a Figura 9 ilustra o gráfico gerado do acerto, da previsão, durante o treinamento.

Figura 9 – Acerto de aproximação durante o treinamento do modelo inteligente de predição de vida útil, The Beatles, por Eduardo Parreira.



Fonte: Do autor, 2019

Como pode-se notar, o gráfico apresentado é um pouco diferente do anterior, isso ocorreu por conta da quantidade de parâmetros de entrada, sendo que muito deles tinham muitas casas decimais. Isso fez com que os erros da previsão, ficassem muito altos no começo do treinamento, fazendo com que o mesmo gráfico usado para o primeiro modelo ficasse ilegível.

Para se ter uma melhor visualização dos resultados, utilizou-se a validação por meio do gráfico de acerto da profundidade gerada pela rede em comparação com o

treinamento. Mais uma vez, a parte vermelha foi usada para treinamento e a parte azul foi o que a rede gerou.

Assim como o modelo anterior, o valor de 1,88 na média absoluta do erro, significa que a rede pode errar o valor citado, tanto para cima, quanto para baixo. Do mesmo modo, quando mostrado o resultado a faculdade de Engenharia Civil, foi nos afirmado que o resultado tinha superado a expectativas criadas por eles, onde esperam uma média de erro entre 4 e 6.

É importante salientar que com esses resultados, é possível realizar previsões da durabilidade do concreto utilizando as duas redes, pois se o coeficiente de carbonatação for calculado, pode-se inserir como parâmetro o tempo e prever a profundidade de carbono sobre a estrutura, ajudando então os profissionais responsáveis a tomarem as decisões cabíveis.

## 5 CONCLUSÃO

Várias dificuldades foram enfrentadas no decorrer do projeto. A primeira delas foi acreditar que seria capaz de desenvolvê-lo. Além disso, estudar um conteúdo como concreto armado foi desafiador, pois foge totalmente do que se estuda em uma graduação de Engenharia de Software. O estudo sobre aprendizado de máquina foi um passo importante, não apenas para conclusão do projeto, mas também para a minha vida profissional.

Todo o processo de treinamento da rede, sempre rendia crises de desesperos e felicidade. Foram em torno de 3 meses, experimentando algoritmos, alterando quantidade de neurônios, alterando as bases de treinamento e etc. até chegarmos ao resultado, que foi além do que era esperado.

Apesar de tudo, pode-se concluir que o uso do aprendizado de máquinas no estudo da deterioração e predição da vida útil do concreto armado é viável. Mesmo em âmbito acadêmico, conseguiu-se gerar bons resultados utilizando apenas dois modelos tradicionais para treinamentos dos modelos neurais.

A pesquisa em questão teve a sua hipótese afirmada, onde conseguiu-se criar duas redes neurais artificiais que aprenderam com modelos tradicionais, mas que agora possuem um conhecimento próprio gerando então dois modelos neurais, que carinhosamente, foi dado o nome de, Modelos Inteligentes de Predição de Vida Útil de Eduardo Parreira, sendo eles o Modelo The Beatles e Modelo Scalene. Os modelos possuíram resultados satisfatórios comparados aos estudos previamente publicados, com uma média de erro menor do que o esperado.

A pesquisa então poderá servir como início para trabalhos futuros, como por exemplo, realizar um estudo de caso em construções da região, ou até mesmo o desenvolvimento de um aplicativo que utilize os modelos treinados, dentre outros.

Depreende-se que essa tecnologia pode ajudar bastante o ramo da engenharia civil, principalmente no que diz respeito a evitar desastres por falta de manutenção nas estruturas, pois com esse tipo de ferramenta pode-se realizar manutenções preditivas e preventivas no concreto armado.

## REFERÊNCIAS

BOTEHO, M.H.C.; MARCHETTI, O. Concreto Armado eu te amo. São Paulo, 2015.

BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L.; LUDERMIR, T. B. Redes Neurais Artificiais, Teorias e Aplicações, 2º ed. Editora LTC, Rio de Janeiro, 2007.

CARMO, M. A. Estudo da deterioração de Marquises de concreto armado nas cidades de Uberlândia e Bambuí. 2009. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil). Faculdade de Engenharia Civil, Universidade federal de Uberlândia, Uberlândia, 2009.

COPPIN, B. Inteligência Artificial, 1º ed. Editora LTC, Rio de Janeiro, 2010

HELEN, P. R. L. Manual para reparo, reforço e proteção de estruturas de concreto. Editora PINI, São Paulo, 1992.

JOHN, Vanderley M.; TUDISCO, Marly. Durabilidade e Carbonatação do concreto armado na revisão da NBR 6118. São Paulo: EPUSP-IPT. 1993

NEPUMUCENO, A.A. Mecanismo de Transporte de Flúidos no Concreto. IN: ISAIA, Geraldo Cechella(Ed.). Concreto: ensino, pesquisa e realizações. São Paulo: IBRACON, 2005. 2v. Cap.26, p793,827.

NEVILLE, A. M. Propriedades do Concreto, 5º ed. Editora BOOKMAN, Porto Alegre, 2016.

PASSOS, P. P.; ALBUQUERQUE, K.X.; CAMPO NETO, T. F. Carbonatação de Estruturas de Concretos: Estudo Comparativo entre o Modelo de Tuuti e a Estimativa do CEB Bulletin 55. 2018. 20 f. Universidade de Rio Verde, Rio Verde, 2018.

SILVA, I. N.; SPATTI, D.H.; FLAUZINO, R.A. Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas.

SOUZA, Vicente Custódio de, RIPPER; Thomas. Patologia recuperação e reforço de estruturas de concreto. Editora PINI, São Paulo, 1998.

TUUTTI, K. Corrosion of steel in Concrete. Swedish Cement and Concrete Research Institute, Stockholm, 1982.