

Uso de *Machine Learning* na Predição de Vida Útil de Projeto de Estruturas de Concreto

Lavínnia Barros Ribeiro¹, Tiago Ferreira Campos Neto²

Resumo

Estruturas de concreto armado são sujeitas a diferentes processos de deterioração, dentre eles, pode-se citar a carbonatação, um parâmetro chave para a durabilidade que interfere na vida útil de projeto das estruturas de concreto. O objetivo desse trabalho é realizar a predição da vida útil de projeto de estruturas de concreto, por meio do uso de *software*. Para isso, foram utilizados dois modelos diferentes de predição de vida útil: Tuutti (1982) e Model Code (2010), nesses, foram analisados diversos cenários de obras em mesma classe de agressividade. Como base de comparação, utilizou-se dados reais, obtidos por meio de ensaios de carbonatação, realizados em obras de diversas idades e em pesquisas de outros autores. Observou-se, na análise dos resultados, que o modelo de Tuutti (1982) é aplicável no prazo de vida útil de projeto superior, de acordo com normativas brasileiras, adotando um coeficiente de carbonatação de 2,6 à 2,8 mm/ano^{0.5}. Já o modelo europeu atingiu um padrão da curva de carbonatação semelhante ao padrão da curva obtida com dados mensurados em campo, tornando-o aplicável, no que se diz respeito à durabilidade das estruturas, isto é de 0 a 300 anos de tempo de exposição.

Palavras-chave: Predição de vida útil. Deterioração de estruturas. Carbonatação do concreto. Rede Neural.

1. Introdução

De acordo com a NBR 6118 (ABNT, 2014), estruturas de concreto armado devem ser projetadas e executadas de maneira que, mediante aos efeitos previstos e utilizados, conforme suposto em projeto, preservem a segurança, comportamento adequado durante a vida útil (prevista em projeto) e estabilidade. Vida útil corresponde ao intervalo de tempo que a estrutura mantém suas características, sem ações significativas, desde que atendidas as manutenções e reparos de danos ao longo do período de utilização. Em conformidade, a NBR 15575 (ABNT, 2013) conceitua vida útil como a medida de tempo da durabilidade de uma estrutura ou parte dela.

¹ lavinniaribeirobarros@gmail.com, Graduanda em Engenharia Civil na Universidade de Rio Verde, Campus Rio Verde, Fazenda Fontes do Saber, Caixa Postal 104. CEP: 75.901-970 – Rio Verde - GO.

² tiagocampos@unirv.edu.br, Professor Mestre, Faculdade de Engenharia Civil, Universidade de Rio Verde, Campus Rio Verde, Fazenda Fontes do Saber, Caixa Postal 104. CEP: 75.901-970 – Rio Verde – GO.

Helene (1993) apresentou definições objetivas de vida útil, a partir de três situações distintas, sendo elas: vida útil de projeto (um período adotado a favor da segurança, que é o tempo necessário para haver a despassivação da armadura), vida útil de utilização ou serviço (aparecimento de fissuras, manchas na estrutura e o deslocamento do concreto) e, por fim, vida útil total (período onde há redução da eficiência da estrutura, gerando o colapso total ou parcial da mesma), como apresentado na Figura 1.

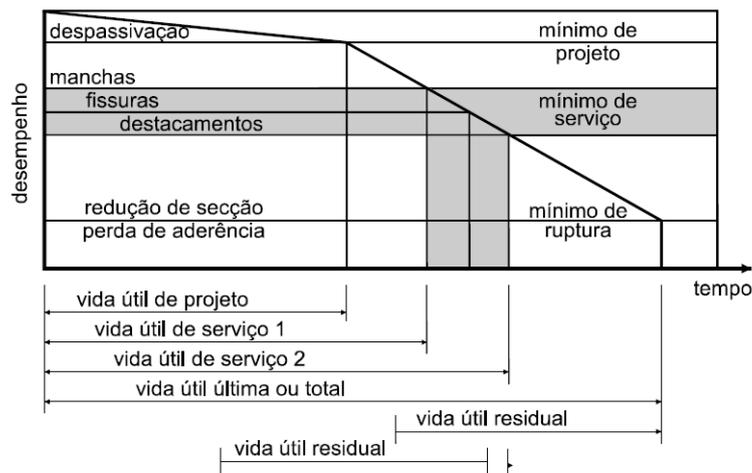


Figura 1 - Conceituação de vida útil das estruturas de concreto, tomando por referência o fenômeno de corrosão de armaduras
Fonte: Helene (1993).

A preocupação em prever a vida útil das estruturas está, diretamente, ligada ao envelhecimento precoce das estruturas, que, por consequência, reduz seu desempenho. Possan e Demoliner (2013) descrevem que essa deterioração precoce se dá devido à baixa qualidade dos materiais empregados, dilemas na fase de projeto, execução e a falta de manutenções preventivas ao longo dos anos.

Liang, Wang e Liang (1999) relatam que conceituar a predição de vida útil pode ser bem amplo, sendo definida como ação de medir o estágio do instante da construção ao momento em que há, nas armaduras, uma elevada concentração de agentes agressivos, sendo o necessário para que inicie o processo de corrosão, ou mesmo a diminuição do pH do concreto, deixando-as suscetíveis à corrosão.

Em Portugal, edifícios monumentais devem ter vida útil nominal maior que 100 anos (EN 206-1:2007) e, na Inglaterra, edifícios novos e obras de artes devem ter a vida útil nominal mínima de 120 anos (BS 7543:1992). Já no Brasil, as normas contemplam um período mínimo de 50 anos, para que haja a despassivação da armadura, tornando-a sujeita à corrosão.

Cho et al. (2016) discorrem que a carbonatação é um parâmetro chave para se determinar a durabilidade de edificações de concreto e, com isso, em sua pesquisa, indica fatores de deterioração, como ataque de cloretos, resistência à compressão do concreto, rachaduras estruturais e estado de acabamento da estrutura. A análise principal deste trabalho era determinar o coeficiente de velocidade de carbonatação e, com o auxílio da inteligência artificial, aprofundou sua pesquisa. Assim, usando esses parâmetros de entrada para verificar 9 edificações (com idades superiores a 30 anos), observou-se que o modelo proposto refletiu-se bem em relação aos efeitos combinados de entrada. O estado de acabamento da superfície da estrutura é considerado um fator determinante na estimativa da profundidade de carbonatação e o algoritmo utilizado forneceu boa precisão ao se comparar a métodos matemáticos.

Mediante aos problemas de deterioração observados em estruturas, nota-se uma inclinação mundial pela concepção de projetos recorridos à durabilidade e vida útil dos elementos de concreto armado, sendo utilizados modelos que preveem e descrevem os processos de degradação ao longo do tempo (POSSAN, 2010).

De acordo com Taffese e Sistonen (2017), o aprendizado de máquina pode ser empreendido a fim de analisar dados complexos, monitorar e fornecer resultados mais exatos, os quais permitem decisões e análises melhores, sem intervenção humana. Essa técnica, atualmente, tem perspectivas de ampla aplicação no campo da engenharia civil, para resolver problemas práticos e mais complexos, sendo aplicada na detecção de danos estruturais e, frequentemente, observada sob a categorização de aprendizado supervisionado. O campo da inteligência artificial é bastante amplo, dentro dela existem variadas subdivisões como, por exemplo, o *machine learning*.

Há diversos algoritmos que podem ser utilizados na aplicação do aprendizado de máquina, sendo o mais comum deles a rede neural. Segundo Haykin (2001), as redes neurais são esquemas computacionais maciços e, paralelamente, distribuídos, formados por uma unidade de processamento simples, com capacidade natural de armazenamento de dados por conhecimento experimental, tornando-o disponível para uso. Dessa forma, assemelha-se ao cérebro humano em dois pontos: o conhecimento é adquirido por meio de um processo de aprendizagem e as forças de conexões entre os neurônios são empregadas para depositar o conhecimento aprendido.

A preocupação em prever a vida útil das estruturas está diretamente ligada ao envelhecimento precoce das estruturas, que por consequência reduz seu desempenho. Segundo o Branco, Paulo e Garrido (2012), obras com vida útil na faixa de 50 à 60 anos, de acordo com normas europeias, definem as características do concreto e cobrimento da

armadura para garantir a vida útil estrutural sem reduzir os níveis de segurança. Em obras de artes, pontes por exemplo, a vida útil corresponde de 100 à 120 anos sem regulamentações referentes as mesmas. Aplicar redes neurais auxilia na predição de vida útil das estruturas e garante sua longevidade a partir de inspeções regulares afim de prolongar sua funcionalidade.

1.1. Objetivos

Geral

O objetivo geral deste artigo é realizar a predição da vida útil de projeto de estruturas de concreto por meio do uso de redes neurais.

Específicos

- Determinar o coeficiente de carbonatação mais adequado, identificado pela máquina para estruturas de concreto armado de idades distintas localizadas em zonas urbanas;
- Comparar diferentes métodos de predição por meio da aplicação de redes neurais e identificar qual é o mais adequado para aplicação em regiões urbanas, conforme cenários de análise.

2. Material e métodos

Posteriormente, a definição do tema realizou-se um estudo bibliográfico em revistas, artigos publicados, livros e normas, a fim de um entendimento acerca do processo de carbonatação e predição de vida útil em edificações. A pesquisa seguiu as etapas descritas no fluxograma apresentado na Figura 2.

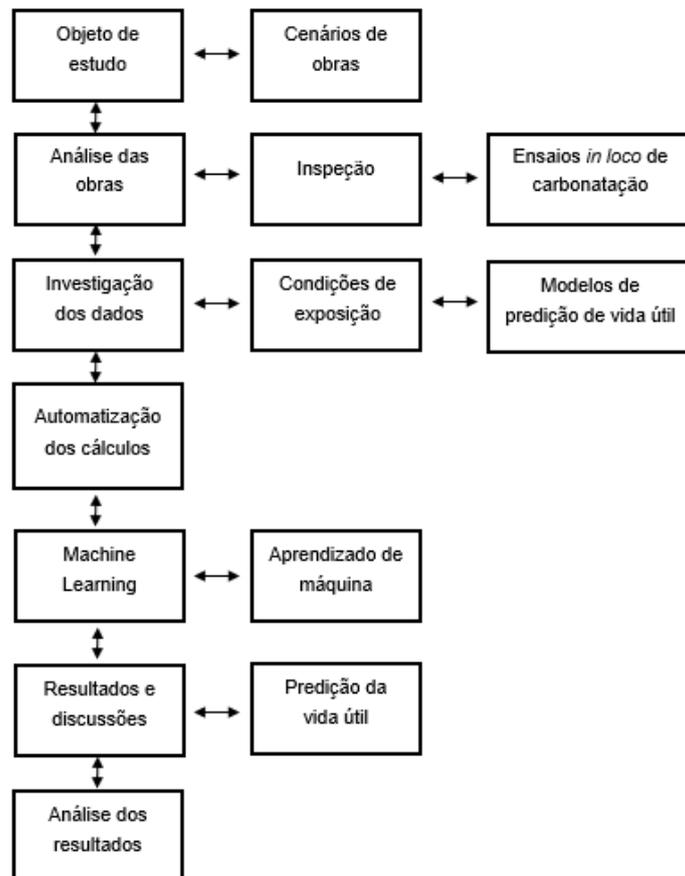


Figura 2 – Fluxograma das etapas de projeto
Fonte: Próprio Autor (2019).

2.1. Objeto de estudo

O estudo foi fundamentado na análise de um cenário padrão, conforme apresentado nos Quadros 1 e 2, sendo que as definições dos parâmetros foram realizadas, de acordo com a NBR 6118 (ABNT, 2014), NBR 12655 (ABNT, 2015), Metha e Monteiro (2014) e BS 7543:1992, com os cenários de análise, contendo variações desses parâmetros.

Em todos os cenários, a classe de agressividade se manterá (análise de edificações situadas em zona urbana), o tipo de cimento e a não utilização de adições pozolânicas também serão parâmetros mantidos constantes, visto que, através de pesquisa de mercado, observou-se que cerca de 80% das centrais de dosagem instaladas no município de Rio Verde/GO utilizam esse cimento e não empregam adições minerais em suas composições.

Quadro 1 – Cenário padrão

Cenário I (Padrão)	
Classe de agressividade	II
Resistência característica do concreto (Fck)	25 (MPa)
Relação água/cimento (a/c)	0,6
Consumo de cimento	280 (Kg/m ³)
Tipo de cimento	CP II F – 40
Tempo de cura	3 dias
Condições de exposição da estrutura	Viga interna
Adição pozolânica	Sem adições
Tempo de exposição	50 anos
Percentual de CaO presente na composição química do tipo de cimento utilizado	63,5 %

Fonte: Próprio Autor (2019).

Quadro 2 – Variações do cenário padrão

Cenários de análise e suas variações	
Classe de agressividade	II
Resistência característica do concreto (Fck)	20, 25, 30 e 40 (MPa)
Consumo de cimento	260, 280, 320 e 360 (Kg/m ³)
Tipo de cimento	CP II F – 40
Condições de exposição da estrutura	Viga interna, viga externa protegida e viga externa desprotegida
Adição pozolânica	Sem adições
Tempo de exposição	0 a 300 anos

Fonte: Próprio Autor (2019).

2.2 Análise das obras

Realizou-se ensaios *in loco* em obras de diferentes idades para determinação de um coeficiente de carbonatação padrão por meio do modelo proposto por Tuutti (1982).

Por meio dos valores obtidos em ensaios realizados nas pesquisas de Figueiredo e Nepomuceno (2006); Passos, Albuquerque e Campos Neto (2018); Faria, Silva e Campos Neto (2019), Raisdofer et al. (2015) e Ferreira (2013), gerou-se um gráfico relacionando a profundidade de carbonatação com o tempo de exposição das obras analisadas, localizadas em zona urbana, cuja classe de agressividade é II. Os resultados estão apresentados na Figura 3.

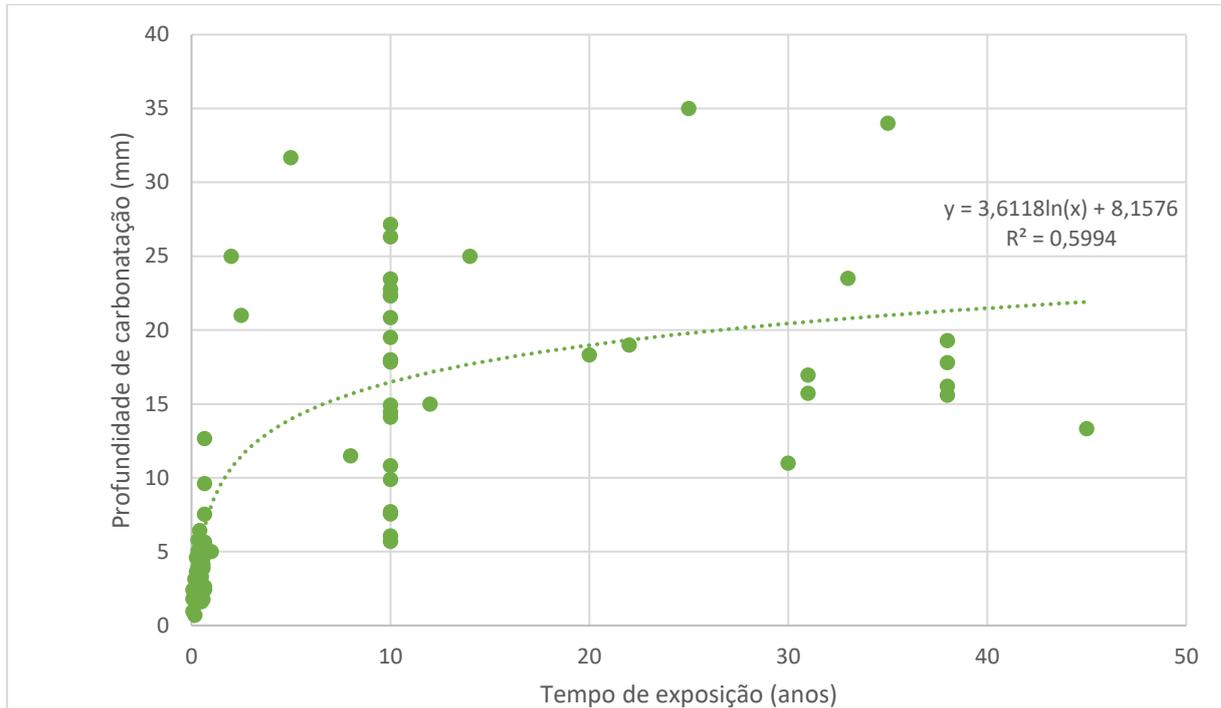


Figura 3 – Relação entre profundidade de carbonatação e tempo de exposição
Fonte: Próprio Autor (2019).

2.3 Investigação e automatização dos dados

A investigação dos dados foi realizada por meio de uma placa de computador *Raspberry PI 3*, com auxílio de um cartão SD de 16Gb, uma fonte 5V, três dissipadores de calor (*raspberry*), um sensor de CO₂ do tipo MQ – 135 e um sensor de temperatura e umidade do tipo DHT22, conforme Figuras 4. Foi criado um site para monitoramento dos dados de temperatura, umidade e concentração de CO₂, o qual permite melhor análise dos aspectos relevantes que interferem na profundidade de carbonatação e auxilia na análise dos resultados dos ensaios realizados *in loco*. A estação de sensoriamento criada permite maior visualização do que a placa de computador *Raspberry PI 3* investiga. A Figura 5 expõe gráficos gerados pelo site em relação à temperatura, umidade e concentração de CO₂, com medições realizadas a cada hora pelo equipamento.

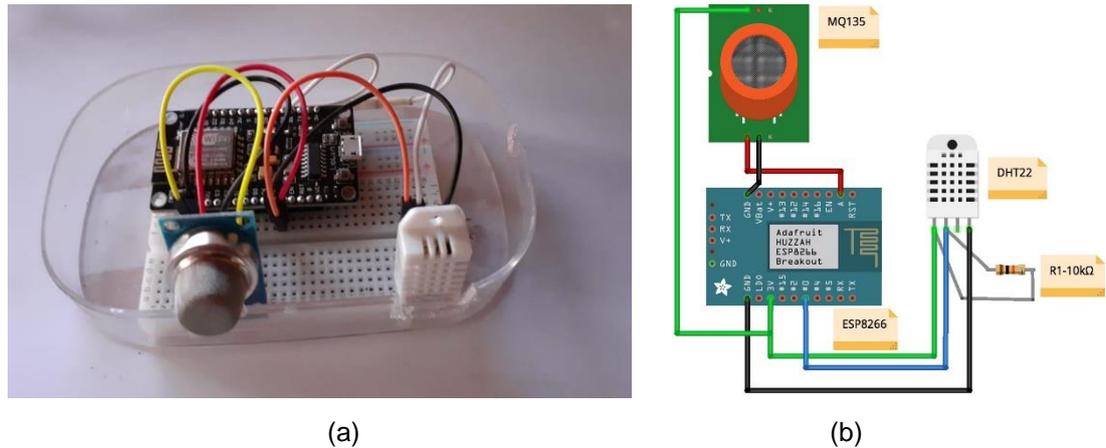


Figura 4 – Equipamento de medição (a) e seu esquema elétrico (b)
Fonte: Próprio Autor (2019)

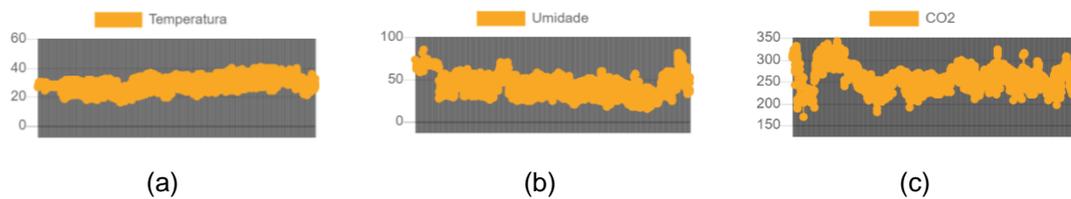


Figura 5 – Histórico de registros de temperatura em °C (a), umidade relativa do ar em % (b) e concentração de CO₂ em ppm (c)

Fonte: <https://concretocivil-95f48.firebaseio.com/>. Acesso em: 21/09/2019

Os dados coletados foram inseridos nos modelos de predição apresentados nas Equações 1 e 2 para determinação da profundidade de carbonatação. Foram empregados variados parâmetros de acordo com cada autor e, posteriormente, foram inseridos no algoritmo do software.

- Modelo de predição de vida útil de Tuutti (1982), segundo Equação 1

$$X_c(t) = k_{CO_2} \cdot \sqrt{t} \quad (1)$$

Sendo:

$X_c(t)$ – profundidade de carbonatação (mm);

k_{CO_2} – coeficiente de carbonatação (mm/ano^{0.5}) – obtido através do ensaio *in loco*;

t – tempo de exposição (anos).

k_{CO_2} Padrão = 2,0 Á 6,0 mm/ano^{0.5}, parâmetro de acordo com estudos.

- Modelo de predição de vida útil do CEB Bulletin 55 (2010) através da Equação 2

$$X_c(t) = \sqrt{2 \cdot K_e \cdot K_c \cdot R_c \cdot C_s} \cdot \sqrt{t} \cdot W(t) \quad (2)$$

Sendo:

$X_c(t)$ – Profundidade de carbonatação no tempo (t), em m;

(t) – tempo, em s;

K_e – Coeficiente ambiental, adimensional;

K_c – Coeficiente de condições de cura, adimensional;

R_c – Resistência à carbonatação natural do concreto, mm^2/anos ou kg/m^3 ;

C_s – Concentração de CO_2 no ar, kg/m^3 ;

$W(t)$ – Coeficiente climático, adimensional.

O coeficiente ambiental (K_e) considera o teor de umidade relativa do ar como influente na resistência à carbonatação do concreto, podendo ser calculado de acordo com a Equação 3.

$$K_e = \left(\frac{1 - (\text{RH real})^{f_e}}{100} \right)^{g_e} \left(\frac{1 - (\text{RH ref})^{f_e}}{100} \right)^{-g_e} \quad (3)$$

Sendo:

RH real – umidade relativa da camada carbonatada (medida pelo próprio aparelho), em %;

RH ref – umidade relativa de referência (65%), em %;

Expoentes f_e (5,0) e g_e (2,5), adimensionais.

O coeficiente de condição de cura (K_c) avalia a influência que o período de cura do concreto tem em relação à resistência à carbonatação, calculado conforme Equação 4.

$$K_c = \left(\frac{t_c}{7} \right)^{b_c} \quad (4)$$

Sendo:

b_c – expoente da regressão, média de -0,567 (adimensional); s (desvio padrão) = 0,024

t_c – período de cura (em dias);

A concentração de CO_2 é dada de acordo com valores de concentração atmosférica, sendo medida através do aparelho CO – 6 Plus da marca Criffer e mediante a Equação 5. As emissões adicionais (C_s , emi) não saram consideradas, pelo fato de serem caracterizadas apenas em ambientes confinados, como túneis rodoviários.

$$C_s = C_{s, \text{atm.}} + C_{s, \text{emi}} \quad (5)$$

Sendo:

Cs – concentração de CO₂ (kg/m³);

Cs, atm. – concentração de CO₂ da atmosfera (kg/m³);

Cs, emi – concentração de CO₂ adicional (kg/m³).

O coeficiente climático ($W(t)$) é influenciado em relação a condições de molhamento da superfície do concreto, segundo Equação 6.

$$W(t) = \left(\frac{t_0}{t}\right)^{\frac{(P_{sr} \cdot ToW)^{bw}}{2}} \quad (6)$$

Sendo:

t₀ – tempo de referência, sendo t₀ = 0,0767 anos;

W – expoente do tempo, adimensional;

ToW – dias com precipitação hNd ≥ 2,5 mm por ano / 365, adotando ToW = 0,13928947;

Psr – probabilidade de exposição de chuva, adimensional;

bw – expoente de regressão, adimensional. m (valor médio) = 0,446
s (desvio padrão) = 0,163

A resistência efetiva à carbonatação do concreto é calculada em relação ao coeficiente de difusão do gás carbônico e o teor de óxido de cálcio presente a cada 1 m³ de concreto, descrito nas Equações 7, 8 e 9.

$$R_c = \frac{D_{CO_2}}{a} \quad (7)$$

$$D_{CO_2} = 10^{-(7 + 0,025 \cdot (f_{ck}/10))} \quad (8)$$

$$a = 0,75 \cdot C_{cim} \cdot CaO \cdot ah \cdot (M_{CO_2}/M_{CaO}) \quad (9)$$

Sendo:

R_c - Resistência efetiva à carbonatação natural do concreto, kg/m³;

D_{CO₂} - coeficiente de difusão do gás carbônico, no concreto carbonatado, m²/s;

a - teor de óxido de cálcio (CaO) a cada 1 m³ de concreto, kg/m³;

C_{cim} – consumo de cimento, em kg/m³;

M_{CO₂} – 44,01 g/mol;

M_{CaO} – 56,0774 g/mol.

ah – grau de hidratação, em %.

Tabela 1 – Grau de hidratação em função da relação água/cimento

a/c	a h (%)
0,40	60
0,60	70
0,80	80

Fonte: BYFORS, 1980 ³apud CARMONA, 2005.

2.4 Machine learning

No *machine learning*, é preciso que sejam inseridos dados de entrada, para que a máquina possa utilizá-lo como base de aprendizado. Quanto mais rica a base de dados, melhor será o funcionamento da máquina, pois, por meio desses, será possível reconhecer padrões com uma utilização de estatística aplicada, usando a rede neural com base na regressão linear.

A Figura 6 apresenta um fluxograma dos passos essenciais para aplicação do *machine learning* para a previsão de vida útil das estruturas. Definidos os cenários das obras e usando o algoritmo adequado, a própria inteligência artificial encontrou padrões dentro dos dados de entrada fornecidos ao algoritmo e se utilizou desses dados para apresentação dos resultados e escolha do modelo e parâmetros mais adequados para uma região de classe de agressividade II e com condições ambientais semelhantes.

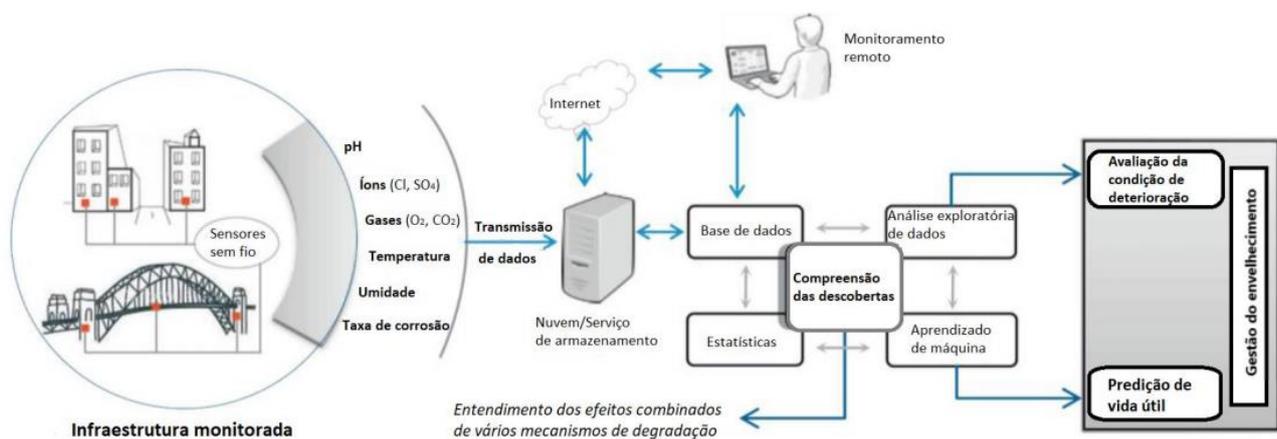


Figura 6 – Fluxograma de ações para execução do aprendizado de máquina

Fonte: Campos Neto et al. (2018) apud Taffesi; Sistonen (2017).

³ BYFORS, J. **Plain Concrete at Early Ages**. Stockholm, 1980. Research report Fo 3:80 – Cement – och Betonginstituted.

A aplicação do software foi desenvolvida de acordo com a pesquisa de Oliveira e Moreira (2019), utilizando a linguagem de programação *Python*, com o auxílio da biblioteca de aprendizado de máquinas *TensorFlow*, juntamente à API Keras. Conforme Menezes (2010), Python é uma linguagem clara e objetiva, sendo um software livre e conhecido por ter *batteries included* (baterias inclusas) e obter resultados em pouco tempo, sendo uma linguagem completa que contém bibliotecas que permitem acessar banco de dados.

De acordo com a organização responsável, o Keras é um API de alto nível que cria e treina padrões de aprendizado profundo, utilizada para pesquisa avançada, já o *TensorFlow* é uma interface que expressa algoritmos de aprendizado de máquina e uma implementação que permite interpretar esses algoritmos. A plataforma de desenvolvimento foi a *Spyder* (IDE de Desenvolvimento – Versão Community), usando a técnica *Deep Learning* para elaboração da rede neural e como navegador o *Anaconda Navigator*, segundo a Figura 7 e 8.

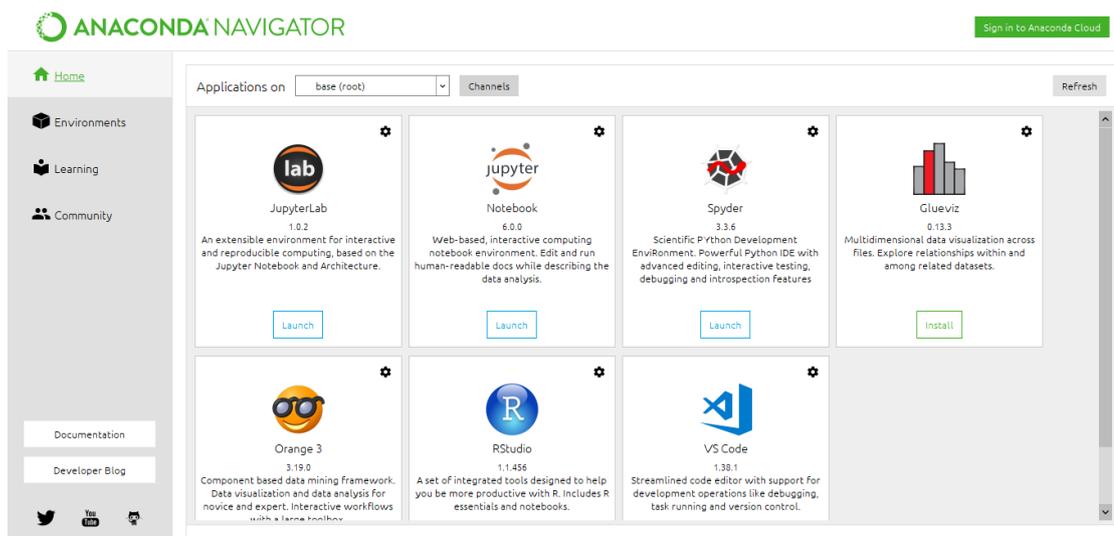
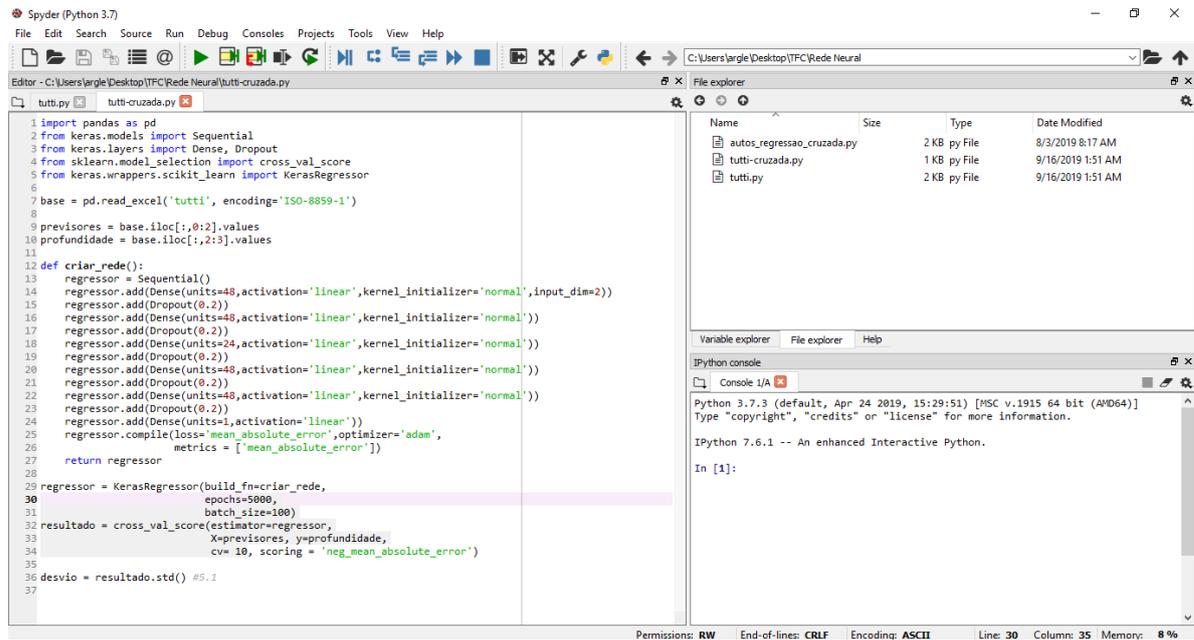


Figura 7 – Navegador e plataforma de desenvolvimento da rede neural
Fonte: *Anaconda Navigator* (2019)



```

1 import pandas as pd
2 from keras.models import Sequential
3 from keras.layers import Dense, Dropout
4 from sklearn.model_selection import cross_val_score
5 from keras.wrappers.scikit_learn import KerasRegressor
6
7 base = pd.read_excel('tutti', encoding='ISO-8859-1')
8
9 preiores = base.iloc[:,0:2].values
10 profundidade = base.iloc[:,2:3].values
11
12 def criar_rede():
13     regressor = Sequential()
14     regressor.add(Dense(units=48,activation='linear',kernel_initializer='normal',input_dim=2))
15     regressor.add(Dropout(0.2))
16     regressor.add(Dense(units=48,activation='linear',kernel_initializer='normal'))
17     regressor.add(Dropout(0.2))
18     regressor.add(Dense(units=24,activation='linear',kernel_initializer='normal'))
19     regressor.add(Dropout(0.2))
20     regressor.add(Dense(units=48,activation='linear',kernel_initializer='normal'))
21     regressor.add(Dropout(0.2))
22     regressor.add(Dense(units=48,activation='linear',kernel_initializer='normal'))
23     regressor.add(Dropout(0.2))
24     regressor.add(Dense(units=1,activation='linear'))
25     regressor.compile(loss='mean_absolute_error',optimizer='adam',
26                       metrics = ['mean_absolute_error'])
27     return regressor
28
29 regressor = KerasRegressor(build_fn=criar_rede,
30                            epochs=5000,
31                            batch_size=100)
32 resultado = cross_val_score(estimator=regressor,
33                             X=preiores, y=profundidade,
34                             cv= 10, scoring = 'neg_mean_absolute_error')
35
36 desvio = resultado.std() #5.1
37

```

Figura 8 – layout da inserção de dados da máquina
Fonte: Cedido por Oliveira e Moreira (2019)

3. Resultados e discussão

3.1. Predição de vida útil de projeto fundamentada no modelo de Tuutti (1982)

Para a aplicação da inteligência artificial nesta etapa, foram considerados como dados de entrada, a idade das edificações e o coeficiente de carbonatação. No que tange à idade, foram inseridos tempos de exposição de 0 a 300 anos. O elevado número de anos foi adotado de maneira que a máquina pudesse ter acesso a maior número de dados de entrada, elevando sua acurácia quanto ao padrão encontrado.

Os dados considerados para o coeficiente de velocidade de carbonatação foram obtidos através das pesquisas de Passos, Albuquerque e Campos Neto (2018); Campos Neto et al. (2018) Figueiredo e Nepomuceno (2006); Faria, Silva e Campos Neto (2019), Raisdofer et al. (2015) e Ferreira (2013). Analisando todos os valores de coeficientes de carbonatação, encontrou-se um padrão de valores concentrados entre 2,0 e 4,0 mm/ano^{0,5}.

A discrepância de 2,0 mm/ano^{0,5} entre o menor e o maior valor pode ser considerada elevada e pode ser explicada pela existência de parâmetros não considerados no momento do levantamento dos dados, como, por exemplo, diferentes tempos de exposição, diferentes concretos com composições distintas, existência de controle tecnológico de execução da estrutura, exigências normativas vigentes no período de construção de cada edificação, rotina de uso e manutenção, além de diferentes condições climáticas, mesmo que todas estejam na mesma classe de agressividade de acordo com normativas atuais.

A rede avaliou os dados inseridos através dessas variações, juntamente aos dados reais, estabelecidos com base em ensaios *in loco*. Inicialmente, foram considerados os coeficientes de 2,0; 3,0 e 4,0 mm/ano^{0,5}, com idade variando de 0 a 300 anos para cada coeficiente, resultando em 900 dados de entrada na primeira tentativa, através de treinamentos e validações. Constatou-se um erro médio maior que 30,0 mm, o que representa um valor alto para a pesquisa realizada, pois se refere ao cobrimento mínimo exigido pela NBR 6118 (ABNT, 2014). Os resultados apresentados pela rede é um comparativo entre o valor da frente de carbonatação, calculada com os coeficientes, e tempos de exposição, adotados como dados de entrada.

De forma a reduzir o presente erro, a máquina foi alimentada com maior variação dos dados de entrada. O coeficiente de carbonatação, anteriormente inserido com variação de 1,0 mm/ano^{0,5}, passou a variar de 0,25 mm/ano^{0,5}; o tempo de exposição continuou variando de 0 a 300 anos e as profundidades foram, novamente, calculadas. Assim, o número de dados de entrada subiu de 900 para 2.700, resultando em um erro médio de 8,0 mm, isto é, uma redução superior a 70% se comparado à primeira tentativa.

Ainda de maneira a reduzir o valor médio, buscou-se elevar ainda mais o quantitativo de dados de entrada. A variação nos coeficientes de carbonatação passou a ser de 0,1 mm/ano^{0,5}, resultando em um salto de 2.700 para 6.300 dados. Como consequência, o erro médio caiu novamente, passando de 8,0 mm para 2,45078 mm. Esse valor de erro pode ser considerado baixo e aceitável para os parâmetros de carbonatação de estruturas de concreto, visto que a variação estaria na casa de 2,45 mm para mais ou para menos, se comparado à provável frente de carbonatação real do componente.

Por meio de todos esses dados de entrada, a rede treinou em apenas 80% deles, deixando os 20% restantes para testes de validação. O motivo de a maior porcentagem ser em treinamentos é devido às características da rede neural, que apresenta resultados mais apurados quanto maior for o número de dados de entrada inseridos. Foram realizadas 5.000 épocas (treinamentos e validações), sendo que, a cada 100 dados analisados no treinamento, representados por 80% dos dados, a rede validava os resultados com os outros 20% de dados. A Figura 9 relaciona o número de épocas com os valores dos erros, de acordo com os 6.300 dados inseridos. Observa-se que quanto maior é o número de épocas, menor é o erro incidido no aprendizado de máquina.

Os 6.300 dados inseridos foram divididos em 10 grupos de 630 dados, e, em cada grupo, há uma variação dos coeficientes de velocidade de carbonatação (k_{CO_2}), dentre esses grupos, observou-se que, com os valores do coeficiente de carbonatação entre 2,6 mm/ano^{0,5} a 2,8 mm/ano^{0,5}, apresentou-se menor margem de erro, conforme apresentado na Tabela 2.

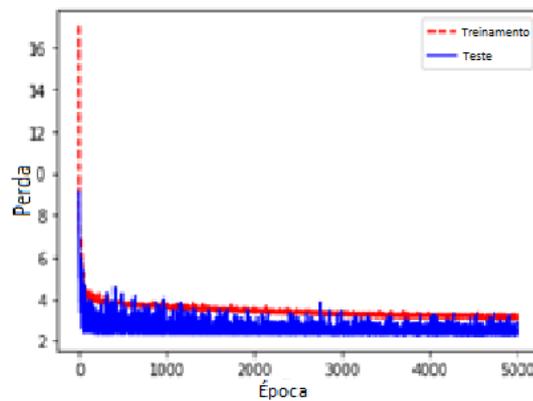


Figura 9 - Gráfico que representa a comparação entre o valor de erro entre a base de treinamento e o que a rede previu
Fonte: Cedido por Oliveira e Moreira (2019)

A Tabela 3 expõe os resultados obtidos para as idades de 1, 50, 120 e 300 anos, dentro da variação dos menores coeficientes. Essas idades em análise são referentes à normatizações brasileiras e europeias que validam a vida útil de projeto das edificações de concreto armado, sendo as extremidades (1 ano e 300 anos), apenas para melhor análise da profundidade de carbonatação, comprovando o crescimento logarítmico dela, com uma tendência à estabilização do coeficiente de velocidade de carbonatação ao longo dos anos.

Tabela 2 – Margem de erros para cada variação dos coeficientes de carbonatação

	Coefficiente de velocidade de carbonatação (mm/ano^{0,5})	Margem de erro para cada 630 dados inseridos
1	2,0; 2,1; 2,2	-2,66022
2	2,2; 2,3; 2,4	-2,70822
3	2,4; 2,5; 2,6	-2,46305
4	2,6; 2,7; 2,8	-1,69012
5	2,8; 2,9; 3,0	-1,98192
6	3,0; 3,1; 3,2	-1,93006
7	3,2; 3,3; 3,4	-2,11475
8	3,4; 3,5; 3,6	-2,46682
9	3,6; 3,7; 3,8	-3,40986
10	3,8; 3,9; 4,0	-2,95

Fonte: Cedido por Oliveira e Moreira (2019).

Tabela 3 – Frentes de carbonatação obtidas com os coeficientes de menor erro

K_{CO_2} (mm/ano ^{0,5})	Tempo (anos)	X_c (mm)
2,6	1	2,6
2,6	50	18,38
2,6	120	28,48
2,6	300	45,03
2,7	1	2,7
2,7	50	19,09
2,7	120	29,58
2,7	300	46,77
2,8	1	2,8
2,8	50	19,80
2,8	120	30,67
2,8	300	48,50

Fonte: Próprio Autor (2019)

Os fatores que interferem na qualidade final do concreto são variados, desde a fase de projeto à fase de uso e manutenção, como, por exemplo, qualidade dos materiais, condições de exposição e rotina de uso e manutenção. O modelo de Tuutti (1982) considera apenas o tempo de exposição, coeficiente e profundidade de carbonatação e, nesta pesquisa, válidos, exclusivamente, para regiões de classe de agressividade II. Portanto, alheios aos fatores não considerados neste modelo de predição, entende-se que, para realizar a predição da vida útil de projeto de uma estrutura de concreto no âmbito da carbonatação, é indicado o uso de coeficientes entre 2,6 mm/ano^{0,5} e 2,8 mm/ano^{0,5}, tendo em vista o menor erro apresentado pela máquina após milhares de treinamentos e validações.

Constatou-se que, independentemente do controle de qualidade dos concretos estudados, a profundidade de carbonatação não ultrapassa os limites estabelecidos pela norma brasileira, visto que a rede trabalhou com dados fundamentados em resultados de campo, encontrando, assim, um padrão mais aplicável em predições de vida útil de projeto, gerando os seus próprios resultados.

3.2. Predição de vida útil de projeto fundamentada no modelo do CEB Bulletin 55 (2010)

Na segunda etapa do aprendizado de máquina, foram consideradas cinco variações como dados de entrada, são eles: a condição de exposição da estrutura, a resistência característica do concreto (f_{ck}), o consumo de cimento, a idade da edificação e o tempo de

cura, sendo eles fundamentados na NBR 6118 (ABNT, 2014) e por meio do próprio modelo em análise, que esclarece valores de acordo com a condição de exposição, através do coeficiente climático (W_t).

O tempo de exposição em análise foi o mesmo considerado no modelo anterior, adotado de 0 a 300 anos, a condição de exposição foi analisada em elemento externo desprotegido da chuva, o consumo de cimento teve as seguintes variações: 260, 280, 320 e 360 Kg/m³, a resistência característica do concreto variou entre: 20, 25, 30 e 40 MPa e o tempo de cura foi estabelecido de 3 e 7 dias.

Os dados considerados em relação ao consumo de cimento e a resistência característica do concreto se basearam em norma, que define a resistência mínima para elementos estruturais e os consumos mínimos de cimento que garantem a resistência desejada da edificação. A variação das idades também é justificada em relação à acurácia dos resultados da máquina, pois quanto maior o número de dados de entrada inseridos, maior será a precisão.

No que se refere ao coeficiente climático $W(t)$, a alternância dos dados obtida foi de acordo com os dias de precipitação e a probabilidade de exposição de chuva do elemento estrutural. O modelo fixa a variável de probabilidade de exposição em 0, para elemento interno e externo protegidos da chuva; e 1 para elemento externo desprotegido da ação da chuva.

Foram analisados dados climáticos, obtidos pelo INMET (Instituto Nacional de Meteorologia), os quais obtêm a quantidade de precipitação (em mm) e a porcentagem da umidade relativa do ar, diariamente, por cerca de 38 anos, verificados a cada ano, investigando a quantidade de dias chuvosos por mês. As condições de dias chuvosos, com precipitação acima de 2,5 mm (como o modelo descreve), são determinadas de acordo com uma variação de temperatura de 16 à 24 °C, e a umidade relativa do ar acima de 85%. Os dados analisados foram entre os anos de 1972 a 2018, com alguns dos anos não analisados, totalizando os 38 anos de verificação. Os parâmetros de temperatura e umidade adotados foram estabelecidos por meio da análise de um ano padrão, isto é, o ano de 2018 foi estudado e notou-se que, quando os parâmetros estavam dentro da faixa supracitada, a precipitação apresentava valores iguais ou superiores a 2,5 mm.

A análise da rede foi em relação à variância dos dados inseridos, juntamente aos dados reais (obtidos por meio de ensaios *in loco*), conforme a primeira etapa da inteligência artificial. De início, considerou-se a alternância da resistência característica do concreto, o consumo de cimento e a condição de exposição em relação a elemento interno ou externo protegido, resultando em 4.800 dados de entrada na primeira tentativa por meio de treinamentos e

validações. Foi constatado um erro médio entre 7,0 e 9,15 mm, representando um alto erro referente à pesquisa realizada.

De modo a diminuir o erro, foi inserida maior variação dos dados de entrada na máquina, mudou-se a condição de exposição para elemento externo desprotegido e variou o tempo de cura de 3 e 7 dias, sendo que o tempo de exposição, o consumo de cimento e a resistência característica do concreto continuaram os mesmos. O número de dados inseridos subiu de 4.800 para 19.200, o que resultou em uma margem média de erro ainda maior com 33,0 mm, isso ocorreu devido ao modelo ter muitas constantes inseridas e poucas variações dos dados.

De forma ainda a reduzir o erro médio, retirou-se a variação do tempo de cura de 3 e 7 dias para apenas o tempo considerado no cenário padrão, de 3 dias de cura, ocasionando, assim, uma redução no número de dados, voltando para 4.800, com o coeficiente climático (W_t) variando por ano. Conseqüentemente, o erro diminuiu, passando de 33,0 mm para 2,77583 mm. Desse modo, fazendo alguns ajustes na rede e aumentando a quantidade de neurônios inseridos nela, estimulou-se que esse erro diminuísse ainda mais, chegando a 1,23109 mm, sendo uma redução superior a 50%, se comparado ao último erro analisado.

No que tange a todos os dados inseridos, a rede neural, assim como na primeira etapa, treinou em apenas 80% deles e validou os 20% restantes, realizados em 5.000 épocas a cada 100 execuções. A Figura 10 representa o gráfico do acerto, em que a parte vermelha significa o número dos dados usados para treinamento e a parte azul os usados para validação.

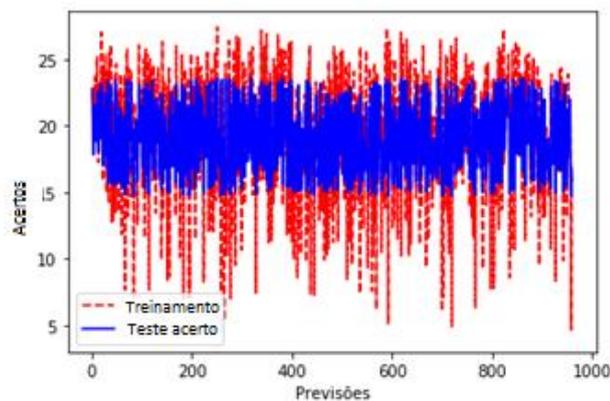


Figura 10 - Gráfico que representa a comparação entre o valor de acerto entre a base de treinamento e o que a rede previu

Fonte: Cedido por Oliveira e Moreira (2019)

Os 4.800 dados inseridos foram divididos em 10 grupos de 480 dados, com as variações finais dos cenários, sendo a resistência característica do concreto, o consumo de cimento e a condição de exposição. A Tabela 4 apresenta o grupo que originou o menor erro médio, juntamente às suas variações consideradas inicialmente. A Tabela 5 e a Figura 11 expõem

as informações que relacionam a profundidade de carbonatação de acordo com idades de 0 a 300, empregando os dados do coeficiente de carbonatação com a média de 5 em 5 anos no período, em que a rede obteve o menor erro, sendo considerados os seguintes parâmetros: resistência característica do concreto de 30 MPa e consumo de cimento de 260 kg/m³.

Tabela 4 – Margem de erros para cada variação dos dados inseridos

	Variação dos fatores inseridos no modelo (f_{ck}/C_{cim})	Margem de erro para cada 480 dados inseridos
1	20/260 – 20/280	-3,76776
2	20/280 – 20/320 – 20/360	-3,34367
3	20/360 – 25/260	-2,99065
4	25/260 – 25/280 – 25/320	-2,5881
5	25/320 – 25/360	-2,08535
6	30/260 – 30/280	-1,23109
7	30/280 – 30/320 – 30/360	-2,71664
8	30/360 – 40/260	-2,24541
9	40/260 – 40/280 – 40/320	-1,88347
10	40/320 – 40/360	-3,39022

Fonte: Cedido por Oliveira e Moreira (2019)

Tabela 5 – Média dos dados de 5 em 5 anos da profundidade de carbonatação de acordo com a margem de menor erro

Idade (anos)	Profundidade (mm)	K_{CO2} (mm/ano^{0,5})	Idade (anos)	Profundidade (mm)	K_{CO2} (mm/ano^{0,5})
5	9,29	4,156	155	22,06	1,772
10	10,38	3,283	160	22,27	1,76
15	11,47	2,96	165	22,46	1,749
20	12,37	2,765	170	22,66	1,738
25	13,14	2,627	175	22,85	1,727
30	13,81	2,522	180	23,04	1,717
35	14,42	2,437	185	23,22	1,707
40	14,97	2,366	190	23,40	1,698
45	15,47	2,306	195	23,58	1,689
50	15,94	2,254	200	23,75	1,680
55	16,38	2,208	205	23,92	1,671
60	16,79	2,167	210	24,09	1,663

Fonte: Próprio Autor (2019)

Tabela 5 – Média dos dados de 5 em 5 anos da profundidade de carbonatação de acordo com a margem de menor erro (*continuação...*)

Idade (anos)	Profundidade (mm)	K _{CO2} (mm/ano ^{0,5})	Idade (anos)	Profundidade (mm)	K _{CO2} (mm/ano ^{0,5})
65	17,18	2,130	215	24,26	1,654
70	17,54	2,097	220	24,42	1,646
75	17,89	2,066	225	24,58	1,639
80	18,23	2,038	230	24,74	1,631
85	18,55	2,012	235	24,89	1,624
90	18,86	1,988	240	25,05	1,617
95	19,15	1,965	245	25,20	1,610
100	19,44	1,944	250	25,34	1,603
105	19,71	1,924	255	25,49	1,596
110	19,98	1,905	260	25,64	1,590
115	20,24	1,887	265	25,78	1,584
120	20,49	1,870	270	25,92	1,577
125	20,73	1,854	275	26,06	1,571
130	20,97	1,839	280	26,19	1,565
135	21,20	1,824	285	26,33	1,560
140	21,42	1,810	290	26,46	1,554
145	21,64	1,797	295	26,60	1,548
150	21,85	1,784	300	26,73	1,543

Fonte: Próprio Autor (2019)

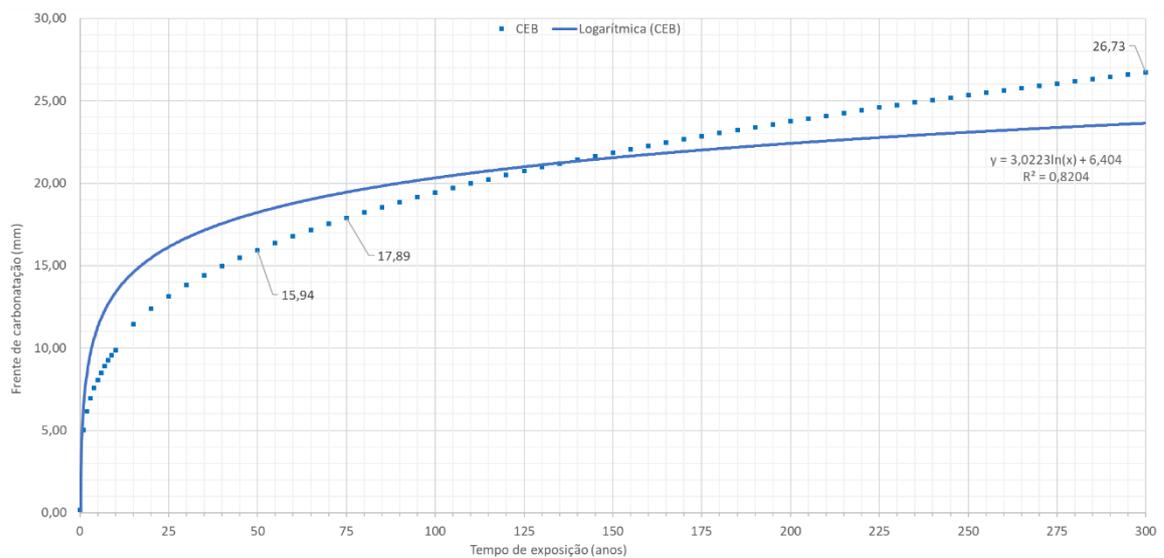


Figura 11 – Gráfico que relaciona a profundidade de carbonatação com o tempo
Fonte: Próprio Autor (2019)

O modelo europeu, de acordo com a faixa de dados com menor erro, apresenta valores coesos e com profundidade de carbonatação menor que o cobrimento estabelecido pela norma brasileira de acordo com a vida útil de projeto mínima e superior (50 e 75 anos, respectivamente). Evidencia-se, portanto, que um bom controle tecnológico na execução de estruturas de concreto armado garante melhor qualidade das edificações, considerando constantes manutenções preventivas, além de bom uso da edificação. Ressalta-se que o modelo europeu considera maior leque de dados a serem inseridos na predição de vida útil das estruturas, pois ele dá importância à qualidade final da estrutura e avalia as condições climáticas, de cura, ambientais e a concentração de CO₂ existente.

3.3. Comparação entre os diferentes métodos de predição

Estruturas de concreto armado, em suas fases de projeto e execução, visam um bom controle tecnológico no instante de sua realização. A predição da vida útil das estruturas auxilia no monitoramento da deterioração e do nível de desempenho das edificações em todas suas fases desde concepção ao uso e manutenção. A Figura 12 demonstra a comparação dos modelos com os dados obtidos *in loco*, através de ensaios de carbonatação.

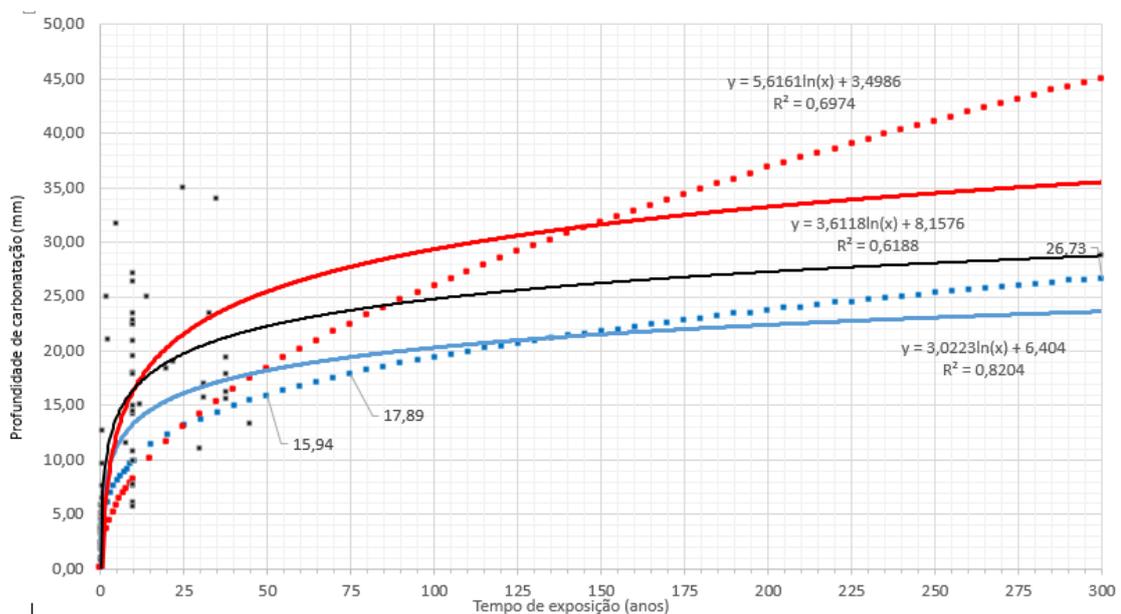


Figura 12 – Curvas de comparação entre dados reais e de predição
Fonte: Próprio Autor (2019)

Percebe-se que as curvas nas primeiras idades têm o mesmo comportamento progressivo em relação ao coeficiente de carbonatação, isto é, apresentam um elevado coeficiente de carbonatação nos primeiros anos. Esse comportamento pode ser explicado

pela permeabilidade do concreto, resultante da existência de poros capilares que, possivelmente, cheios de água adsorvida, aceleram o processo de deterioração.

Após os 10 primeiros anos, o coeficiente tende a diminuir devido à desaceleração do processo de deterioração. A redução do coeficiente é causada por diversos fatores, como, por exemplo, diâmetro de abertura dos poros capilares que pode alterar em decorrência da hidratação do cimento; obstrução dos poros por produtos da própria carbonatação ou pela saturação com água, o que reduz a difusividade do gás carbônico; a variação da umidade relativa do ar; e reformas das edificações com instalação de sistemas de proteção da estrutura, por exemplo, pinturas e revestimentos. Dessa maneira, é possível influir que o processo de carbonatação das estruturas de concreto ocorre em escala logarítmica, ou seja, apresenta elevada deterioração nas primeiras idades e, com o passar dos anos, tende a ter seu coeficiente reduzido.

Segundo Saetta et al. (1993), o processo de carbonatação facilita o aparecimento de microfissuras, as quais ocasionam pela geração dos novos produtos que são expansivos, modificando a estrutura dos poros e dificultando a difusão dos gases envolvidos no processo. Em altas umidades a água obstrui os poros e impossibilita o processo de difusão bem como em baixas umidades, devido a insuficiência de moléculas de água (TASCA, 2012).

Pode-se observar que, dentro dos primeiros 75 anos de idade das obras, é possível adotar o modelo de Tuutti (1982), considerando coeficiente de carbonatação de $2,6 \text{ mm/ano}^{0,5}$, pois a diferença entre os valores reais e os valores estimados é inferior ou semelhante à diferença entre o modelo europeu e os dados reais, distanciando, aproximadamente, de 2,0 a 3,5 mm. Portanto, o modelo de Tuutti pode ser utilizado para prever a vida útil das estruturas até o limite normativo de vida útil de projeto superior (75 anos) conforme a NBR 15575-1 (ABNT, 2013).

Acima de 75 anos, o distanciamento entre os dados obtidos por Tuutti e os dados reais aumenta, o que inviabiliza a aplicação do modelo para predição, podendo gerar resultados superestimados e discrepantes com a realidade. Isso ocorre devido à fixação do valor do coeficiente de carbonatação no modelo de Tuutti, independentemente, do tempo de exposição. Em campo, o coeficiente tende a reduzir em função de diversos fatores, como, por exemplo, a obstrução dos poros capilares, causada pela precipitação do carbonato de cálcio, um dos produtos da reação de carbonatação.

No período dos 50 anos, tempo de vida útil de projeto, o modelo de Tuutti (1982) e o modelo europeu apresentam os valores de 25,47 mm e 18,23 mm respectivamente, não despassando os 30 mm de cobertura estabelecido pela norma brasileira e se enquadrando no previsto pela mesma. Os reparos e intervenções nas estruturas ocorrem a partir do

momento em que todo o cobrimento sofreu despassivação. Para monitoramento das edificações residenciais e obras de artes, indica-se inspeções a cada 10 anos e de 2 à 6 anos respectivamente, garantindo a segurança e comodidade dos usuários (HUSNI, 2013).

Ao se tratar de longevidade das estruturas, o modelo de Tuutti pode não ser o mais indicado para predição, pois nota-se que a diferença entre a linha de tendência de carbonatação logarítmica e a curva com os dados obtidos pela aplicação do modelo vai se distanciando consideravelmente. Ao se comparar o valor do R^2 da curva do modelo de Tuutti com o modelo europeu, fica nítido o distanciamento entre a linha de tendência e os pontos. Portanto, considerando que a carbonatação das estruturas ocorre em escala logarítmica, o modelo de Tuutti pode não ser o mais indicado para predição de vida útil. Entretanto, esse modelo se mostra como o mais indicado para obtenção dos coeficientes de carbonatação em medições realizadas em campo.

Assim, considerando todo o período analisado, de 0 a 300 anos, indica-se a aplicação do modelo europeu. O padrão da curva de carbonatação do CEB é semelhante ao padrão da curva obtida com dados mensurados em campo. Além do padrão semelhante de deterioração, observa-se que o distanciamento dos dados do modelo europeu dos dados reais gira em torno de 3,0 a 5,0 mm, o que, dentro de um período de exposição de 300 anos, pode ser considerado baixo. Logo, para o profissional que pretende realizar predição de vida útil de uma estrutura de concreto, utilizando o modelo europeu, estima-se que o resultado predito irá distinguir do resultado medido *in loco* em no máximo 5,0 mm.

4. Conclusões

Sendo assim, diante dos dados obtidos, considera-se ambos os modelos aplicáveis, visto que as margens de erro atingidas se aproximam da curva real e, em diferentes períodos, pode-se aplicar os modelos estudados.

Os valores obtidos pela rede, em relação ao modelo de Tuutti (1982), são coesos com a realidade desde que se considere obras com idades até 75 anos, pois a margem de erro está dentro dos limites do coeficiente de carbonatação estudados e utilizados, e em relação às normatizações brasileiras. Assim, enquadra-se na vida útil de projeto das estruturas de concreto, não ultrapassando os valores fixados pela norma, sendo válido na predição da vida útil das estruturas a curto prazo.

Em referência à realidade brasileira, o modelo europeu apresentou-se mais coerente dentro dos cenários analisados pelo período de 300 anos, aproximando-se mais dos dados obtidos por meio de ensaios em campo, tendo menores margens de erro. Portanto, indica-se

esse modelo para predições a longo prazo, por ser mais preciso e estar dentro de padrões de longevidade das estruturas.

Referências

ANACONDA NAVIGATOR. **Visual da interface do aplicativo**. Disponível em: <https://docs.anaconda.com/anaconda/navigator>. Acesso: 18 de setembro, 2019.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). **NBR 6118**: Projeto de estruturas de concreto – Procedimento. Rio de Janeiro, 2014.

_____. **NBR 15575-1**: Edificações habitacionais – Desempenho. Parte 1: Requisitos gerais. Rio de Janeiro, 2013.

_____. **NBR 12655**: Concreto de cimento Portland – Preparo, controle, recebimento e aceitação - Procedimento. Rio de Janeiro, 2015.

BRANCO, F. A; PAULO, P; GARRIDO, M. O que é vida útil na construção? **Boletim técnico ALCONPAT**, n. 4, Lisboa, 2012, 27 p.

BRITISH STANDARDS. **BS 7543**: Guide to durability of buildings and building elements, products and components. London, 1992.

CARMONA, T.G. **Modelos de previsão da despassivação das armaduras em estruturas de concreto sujeitas a carbonatação**. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Civil, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

CAMPOS NETO, T. F.; OLIVEIRA, A. L. A.; SABINO, M. A.; SÁNCHEZ, J. M. M.; ZANONI, V. A. G. **Predição de vida útil: Métodos de avaliação fundamentados na carbonatação do concreto**. Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo – Universidade de Brasília, 16f. 2018.

CHO H. C; JU H; OH J. Y; LEE J. K HAHM K; KIM K. S. Estimation of Concrete Carbonation Depth Considering Multiple Influencing Factors on the Deterioration of Durability for Reinforced Concrete Structures. **Advances in Materials Science and Engineering**, 2016.

FARIA, R. A.; SILVA, S. V.; CAMPOS NETO, T. F. **Análise da influência da relação água/cimento e do tempo de cura no processo de carbonatação do concreto**. 2019. Universidade de Rio Verde, Rio Verde, 2019.

FERREIRA, M. B. **Estudo da carbonatação natural de concretos com diferentes adições minerais após 10 anos de exposição**. Dissertação (Programa de Pós-Graduação

em Geotecnia, Estruturas e Construção Civil da Universidade Federal de Goiás). Goiânia, 2013.

FIGUEIREDO, C. R.; NEPOMUCENO, A. A. Relação entre a carbonatação e a absorvidade em edificações de concreto em Brasília. In: **XI Encontro Nacional de Tecnologia no Ambiente Construído**, Florianópolis, 2006.

HELENE, P. R. L. **Contribuição ao estudo da corrosão em armaduras de concreto armado**. Departamento de Engenharia Civil, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 1993.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. São Paulo: ARTEMED EDITORA S.A, 2007.

HUSNI, R. Reparacion y refuerzo. **Boletim técnico ALCONPAT**, n. 2, Mérida, 2013, 24 p.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET): **Banco de dados**. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/>. Acesso: 10 de agosto, 2019.

INTERNATIONAL FEDERATION FOR STRUCTURAL CONCRETE. **Fib Bulletin 55: Model code 2010**. First complete draft, v. 1, 2010.

LIANG, M. T.; WANG, K. L.; LIANG, C. H. Service life prediction of reinforced concrete structures. **Cement and concrete research**, n. 29, 1999.

MENEZES, N. N. C.; **Introdução à Programação com Python: algoritmos e lógica de programação para iniciantes**. 1. ed. São Paulo: Novatec, 2010.

MEHTA, P. K.; MONTEIRO, P. J. M. **Concreto: Microestrutura, Propriedade e Materiais**. 2. ed. São Paulo: IBRACON, 2014.

NORMA PORTIGUESA (NP). **EN 206 – 1: Betão Parte 1: especificação, desempenho, produção e conformidade**, 2007.

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

OLIVEIRA, E. P.; MOREIRA, S. S. **Redes Neurais Profundas na Avaliação e Predição da Durabilidade de Concretos Armados**. 2019. Universidade de Rio Verde, Rio Verde, 2019.

POSSAN, E. **Modelagem da carbonatação e previsão de vida útil de estruturas de concreto em ambiente urbano**. 2010. 265 f. Tese (Pós-Graduação em Engenharia). Universidade Federal do Rio Grande do Sul Escola de Engenharia, Porto Alegre, 2010.

POSSAN, E; DEMOLINER, C. A. Desempenho, durabilidade e vida útil das edificações: abordagem geral. **Revista técnico-científica do CREA-PR**. 1. ed. 2013.

RAISDOFER, J. W.; SOUZA, D. J.; KRUCHELSKI, N.; NIKKEL, S.; TORRE, E. M.; LENCZUK, B. T.; MEDEIROS, M. H. F. Carbonatação – predição da vida útil das obras de artes especiais. In: **44ª Reunião Anual de Pavimentação**, Foz do Iguaçu, 2015.

SAETTA, A.V.; SCHREFLER, B.A.; VITALINI, R.V. The carbonation of concrete and the mechanism of moisture, heat and carbon dioxide flow through porous materials. **Cement and Concrete Research**, v.26, n.10, p.1479-1484, 1993.

SENSORIAMENTO REALTIME. **Fire base app**. Disponível em: <https://concretocivil-95f48.firebaseio.com/> Acesso: 21 de setembro, 2019.

TAFFESE, W. Z.; SISTONEN, E. Machine learning for durability and service-life assessment of reinforced concrete structures: Recent advances and future directions. **Automation in Construction**, n. 77, 2017.

TASCA, M. **Estudo da carbonatação natural de concretos com pozolanas: monitoramento em longo prazo e análise da microestrutura**. 2012. 178 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria/RS, 2012.

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