

Análise paramétrica da carbonatação em estruturas de concreto armado via Redes Neurais Artificiais

E. F. Félix¹, R. Carrazedo¹, E. Possan²

*Autor de Contacto: emerson.felipe.felix@gmail.com

DOI: <http://dx.doi.org/10.21041/ra.v7i3.245>

Recebido: 04/08/2017 | Aceito: 07/09/2017 | Publicado: 29/09/2017

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo analisar parametricamente a influência dos principais fatores que afetam o avanço da carbonatação em estruturas de concreto. Para tal, desenvolveu-se um modelo numérico empregando Redes Neurais Artificiais (RNAs) do tipo Multi-Layer Perceptron, sendo concebido em linguagem orientada a objetos C++, o qual foi testado com dados reais de degradação disponíveis na literatura. Os resultados obtidos na análise paramétrica reforçam conceitos já conhecidos na literatura, demonstrando a eficiência de RNAs no estudo da carbonatação do concreto, além de agregar conhecimento à área de patologia das construções.

Palavras chave: carbonatação do concreto; tempo de iniciação da corrosão; Redes Neurais Artificiais; modelagem matemática.

Citar como: E. F. Félix, R. Carrazedo, E. Possan (2017), “Análise paramétrica da carbonatação em estruturas de concreto armado via Redes Neurais Artificiais”, Revista ALCONPAT, 7 (3), pp. 302-316, DOI: <http://dx.doi.org/10.21041/ra.v7i3.245>

¹ Universidade de São Paulo, Brasil.

² Universidade Federal da Integração Latino-Americana, Brasil.

Informação Legal

Revista ALCONPAT é uma publicação da Associação Latino-americana Controle de Qualidade, Recuperação Patologia e Construção, Internacional, A. C., Km. 6, antiga carretera a Progreso, Mérida, Yucatán, C.P. 97310, Tel. 5219997385893, E-mail: alconpat.int@gmail.com, Website: www.alconpat.org

Editor: Dr. Pedro Castro Borges. Reserva de direitos ao No. 04-2013-011717330300-203 uso exclusivo, eISSN 2007-6835, ambos concedidos pelo Instituto Nacional do Direito de Autor. Responsável pela atualização mais recente deste número, ALCONPAT Unidade Computing, Ing. Elizabeth Sabido Maldonado, Km. 6, antiga carretera a Progreso, Mérida, Yucatán, C.P. 97310.

As opiniões expressas pelos autores não refletem necessariamente a posição do editor.

A reprodução total ou parcial do conteúdo e imagens publicadas sem autorização prévia do ALCONPAT Internacional A.C é proibida.

Qualquer discussão, incluindo a réplica dos autores, serão publicados na segunda edição do 2018, desde que a informação é recebida antes do encerramento da primeira edição de 2018.

Parametric analysis of carbonation process in reinforced concrete structures through Artificial Neural Networks

ABSTRACT

The aim of this paper is parametrically analyze the main factors that influence on the progress of concrete carbonation front. Therefore, a numerical model was developed using Artificial Neural Networks (ANNs), considering the Multi-Layer Perceptron class, designed in a C++ object-oriented program. The software was fed by experimental degradation data available in the current literature. The results obtained in the parametric analysis, besides adding knowledge to the building pathology area, reinforce concepts already known in the literature, demonstrating the efficiency of ANNs in the investigation of concrete carbonation.

Keywords: carbonation of concrete; time-to-corrosion initiation; Artificial Neural Network; mathematical modelling.

Análisis paramétrico de la carbonatación en estructuras de hormigón por Redes Neuronales Artificiales

RESUMEN

El presente estudio tiene como objetivo analizar paramétricamente los principales factores que influyen en el avance de la carbonatación de las estructuras de hormigón. Por lo tanto, se desarrolló un modelo numérico utilizando Redes Neuronales Artificiales (RNAs o NeuroRed), del tipo Multi-Layer Perceptron, desarrollada en lenguaje orientado a objetos C++, la cual fue probada por datos de degradación reales disponibles en la literatura. Los resultados obtenidos en el análisis paramétrico refuerzan conceptos ya conocidos en la literatura, demostrando la eficiencia de las RNAs en el estudio de la carbonatación del concreto, además aportando conocimientos en el área de patología de las construcciones.

Palabras clave: carbonatación del hormigón; tiempo de iniciación de la corrosión; Redes Neuronales Artificiales; modelado matemático.

1. INTRODUÇÃO

A corrosão das armaduras apresenta-se como a patologia com o maior índice de ocorrência em estruturas de concreto armado (Taffese et al., 2013; Kari et al., 2014; Possan, Andrade, 2014; Andrade et al., 2017). No Brasil, por exemplo, este índice varia de 14 a 64% a depender da região de análise (Dal Molin, 1988; Andrade, 1992; Aranha 1994).

O ingresso do dióxido de carbono (CO_2) causa a redução do hidróxido de cálcio ($\text{Ca}(\text{OH})_2$) presente na matriz porosa do concreto e, como consequência dessa redução, o pH do concreto diminui de 13 para aproximadamente 8, deixando a armadura suscetível à corrosão (Bakker, 1988; Chang et al., 2006). Segundo Possan et al. (2017), com o crescente desenvolvimento das cidades, a tendência mundial de aumento das emissões de CO_2 na atmosfera traz consequências diretas às estruturas de concreto em ambiente urbano. Isso porque a velocidade de carbonatação aumenta com a elevação do CO_2 no meio ambiente, afetando o ciclo de vida das estruturas e reduzindo a durabilidade das mesmas.

Existem hoje na literatura diversos trabalhos que visam explicar e modelar a carbonatação do concreto. Até meados da década de 80, os modelos para a previsão da profundidade de carbonatação eram obtidos por meio de regressões lineares e não lineares, considerando diferentes fatores, por exemplo, a relação água/cimento (a/c), o tipo do aglomerante e as condições de

exposição (Izumi et al., 1986; Kobayashi et al., 1990). Nos anos seguintes alguns pesquisadores, como Papadakis et al. (1991), Ishida et al. (2001) e Maekawa et al. (2003), inseriram em seus modelos formulações físico-químicas referentes às reações de hidratação da pasta de cimento e da dissolução do CO_2 na matriz porosa do concreto, às quais possibilitaram a determinação da frente de carbonatação com maior acurácia. No entanto, Possan (2010) cita que estes modelos possuem grande complexidade quanto à resolução das equações que regem a difusão do CO_2 no concreto, além de possuírem parâmetros de difícil obtenção, por exemplo, o coeficiente de difusão do dióxido de carbono.

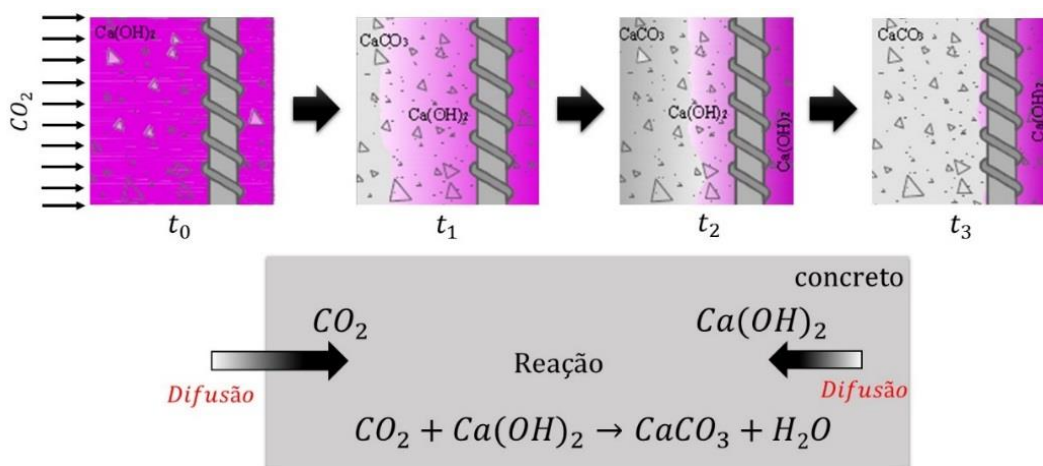
A utilização de ferramentas computacionais, a exemplo das Redes Neurais Artificiais (RNAs), apresenta-se como uma alternativa para contornar as dificuldades impostas à modelagem da carbonatação do concreto, devido à capacidade de mapear e modelar problemas complexos e não lineares sem a necessidade de se conhecer todos os fenômenos envolvidos (Braga et al., 2000, Lu et al., 2009; Kwon et al., 2010; Güneyisi et al., 2014; Taffese et al., 2015; Félix, 2016).

Tendo em vista que diversas variáveis influenciam no avanço da carbonatação do concreto (Pauletti et al., 2007), analisa-se neste estudo a influência da umidade relativa do ar, concentração de CO_2 , composição do concreto, tipo de cimento, teor de adições, condições de exposição à chuva e da resistência à compressão do concreto sobre o fenômeno da carbonatação. Para tal, emprega-se um modelo de predição da profundidade de carbonatação do concreto obtido por meio de RNAs do tipo *Multi-Layer Perceptron* e algoritmo de treinamento *Backpropagation*.

Os resultados encontrados demonstram a potencialidade das RNAs frente à modelagem da profundidade de carbonatação do concreto, as quais se apresentam como ferramentas potenciais para a modelagem da degradação de estruturas de concreto, corroborando com os estudos da área de patologia das construções.

2. CARBONATAÇÃO DO CONCRETO

A carbonatação é um fenômeno físico-químico que provoca algumas alterações no concreto, por exemplo, redução da permeabilidade e da alcalinidade e, quando no concreto armado, a corrosão das armaduras (Neville, 1997). De acordo com Vesikari (1988) e Hamada (1969) a profundidade de carbonatação do concreto aumenta gradativamente com o tempo (Figura 1), estando o seu desenvolvimento em função de vários parâmetros intrínsecos do concreto e do meio ambiente.



Legenda:

■ Zona não carbonatada ■ Zona parcialmente carbonatada ■ Zona carbonatada

Figura 1. Representação esquemática do avanço da carbonatação do concreto.

Adaptado de Possan (2010).

Existem diversos trabalhos na literatura em que a carbonatação e seus fatores de influência são descritos, existindo um vasto referencial teórico acerca do tema (Hamada, 1969; Parrot, 1987; Helene, 1993; Houst et al., 2002; Pauletti et al., 2007; Possan 2010; Talukdar et al., 2012). Pauletti et al. (2007) e Possan (2010) citam que, de maneira geral, os parâmetros que influenciam na carbonatação são relacionados às: (i) condições ambientais: temperatura, umidade relativa do ar e concentração de CO₂; (ii) características do concreto: composição do traço, qualidade da sua execução, teor de adições, condições de cura e composição química do aglomerante; e (iii) condições de exposição: ambiente interno, externo e proteção à chuva.

Estes fatores devem ser levados em consideração tanto no estudo do fenômeno da carbonatação quanto em sua modelagem, de forma a considerar a contribuição de todos os parâmetros correlacionados ao problema. Neste contexto, no presente trabalho, analisa-se um modelo de estimativa da profundidade de carbonatação do concreto obtido via RNAs, que tem como variáveis de entrada a concentração de CO₂, umidade relativa, resistência à compressão do concreto, tipo de cimento, condição de exposição à chuva, teor de adições e a idade do concreto.

3. MODELO DE PREVISÃO DA CARBONATAÇÃO VIA RNA'S

A metodologia utilizada no presente estudo se divide em duas etapas, sendo elas: i) Desenvolvimento de um modelo de predição da carbonatação do concreto via RNAs; e, ii) Análise paramétrica das variáveis do modelo sobre o comportamento da carbonatação do concreto. Na sequência cada uma das etapas é brevemente descrita.

3.1 Desenvolvimento do modelo via RNAs

O modelo de predição da carbonatação do concreto foi obtido por meio do treinamento de RNAs do tipo *Multi-Layer Perceptron*, utilizando o algoritmo de treinamento *Backpropagation Momentum*. A metodologia empregada para a obtenção do modelo de carbonatação do concreto é apresentada em forma de fluxograma na Figura 2.

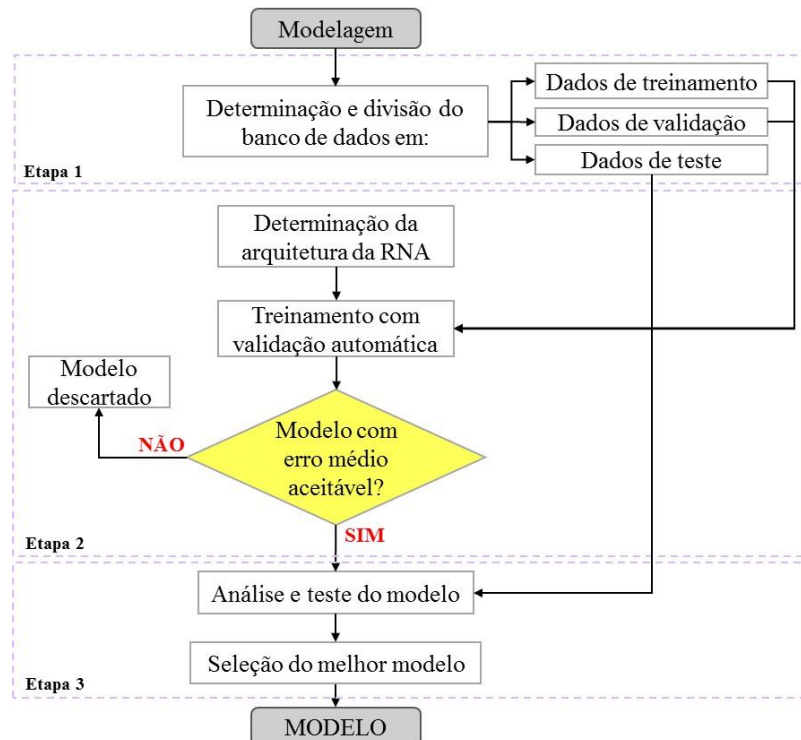


Figura 2. Fluxograma referente à modelagem da profundidade de carbonatação via RNAs.

Na primeira etapa foi realizada a montagem de um banco de dados, com vistas a abranger as variáveis de entrada em seus diferentes níveis (concentração de CO₂, umidade relativa, resistência à compressão, tipo de cimento, condição de exposição à chuva, teor de adições e a idade do concreto). Este foi composto por informações advindas de ensaios experimentais de Meira et al. (2006) e Vieira et al. (2009) e dados oriundos de grupo focal de Possan (2010), sendo utilizados 179 e 100 dados, respectivamente.

Para que fosse possível realizar a modelagem utilizando as RNAs foi necessário converter e/ou representar todas as variáveis em algarismos, como é o caso das variáveis de entradas: tipo de cimento (CP II-E, CP II-F, CP II-Z, CP III, CP IV e CP V ARI), sendo estes enumerados em ordem crescentes de 1 a 6. A condição de exposição de ambiente interno protegido da chuva, externo protegido da chuva e externo desprotegido da chuva, foi representada, respectivamente, por 1.30, 1.00 e 0.65, conforme determinado em Possan (2010). Este processo possibilitou também a definição do domínio de aplicabilidade do modelo, o qual é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1. Domínio das variáveis do banco de dados.

Variável	Domínio
Tipo de cimento	[CP II-F ¹ ; CP II-Z ² ; CP II-Z ³ ; CP III ⁴ ; CP IV ⁵ ; CP V ⁶]
Umidade Relativa do ar (%)	[30 - 90]
Fator de exposição da estrutura	[1.30, 1.00, 0.65]
Teor de adição de sílica ativa (%)	[0-30]
Taxa de CO ₂ no ambiente (%)	[0.01-3.0]
Resistência à compressão (MPa)	[20-90]
Tempo (anos)	[0-60]

¹ CP II F: cimento Portland composto com fíller - NBR 11578. Não há equivalente na ASTM.

² CP II Z: cimento Portland composto com pozolana - NBR 11578. *Pozzolan-modified Portland* - ASTM C 595.

³ CP II E: cimento Portland composto com escória - NBR 11578. *Slag-modified Portland* - ASTM C 595.

⁴ CP III: cimento Portland de alto forno - NBR 5735. *Portland blastfuemace slag* - ASTM C 595.

⁵ CP V ARI: cimento Portland de alta resistência inicial - NBR 5733. *Portland with high early strength* - ASTM C 150.

⁶ CP IV: cimento Portland pozolânico - NBR 5736. *Portland pozzolan* - ASTM C 595.

A determinação deste domínio define o limite de utilização do modelo, uma vez que as RNAs não possuem a capacidade de extrapolar resultados, sendo possível apenas o mapeamento e o aprendizado de padrões dentro do domínio de treinamento (Braga et al., 2000).

Na modelagem com as RNAs é necessário fazer a divisão do conjunto de dados em três subconjuntos, um para o treinamento das redes, outro para a validação e mais um para a fase de testes do modelo. A Figura 3 apresenta a proporção dos dados alocados em cada subconjunto.

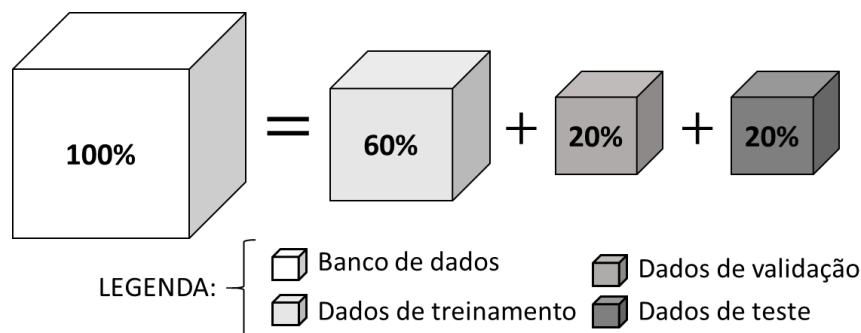


Figura 3. Proporção dos dados alocados em cada subconjunto.

Cada um destes subconjuntos (treinamento, validação e teste) foi utilizado em uma etapa do processo de modelagem com as RNAs. O primeiro é responsável por apresentar os pares de entradas e saídas para que a rede possa aprender. O segundo é responsável pela verificação e validação do treinamento da rede. E o terceiro é responsável por testar e verificar o potencial de generalização do modelo.

Na segunda etapa realizou-se o treinamento das RNAs diferenciadas pela topologia, função de ativação e taxa de aprendizado do algoritmo de treinamento, conforme descrito em Félix (2016). Neste trabalho foram criadas 1200 RNAs, sendo estas diferenciadas pela taxa de aprendizado (0.1, 0.2, 0.3 e 0.4), pelo número de entradas (4, 5 e 7) (ver Figura 4), pela arquitetura interna da rede (que poderia ter uma ou duas camadas internas) e pelo número de neurônios contido em cada camada interna (de 0 a 9 neurônios). Foi realizada, portanto, a combinação de todas as possibilidades de configuração das redes (4*3*10*10), totalizando 1200 redes.

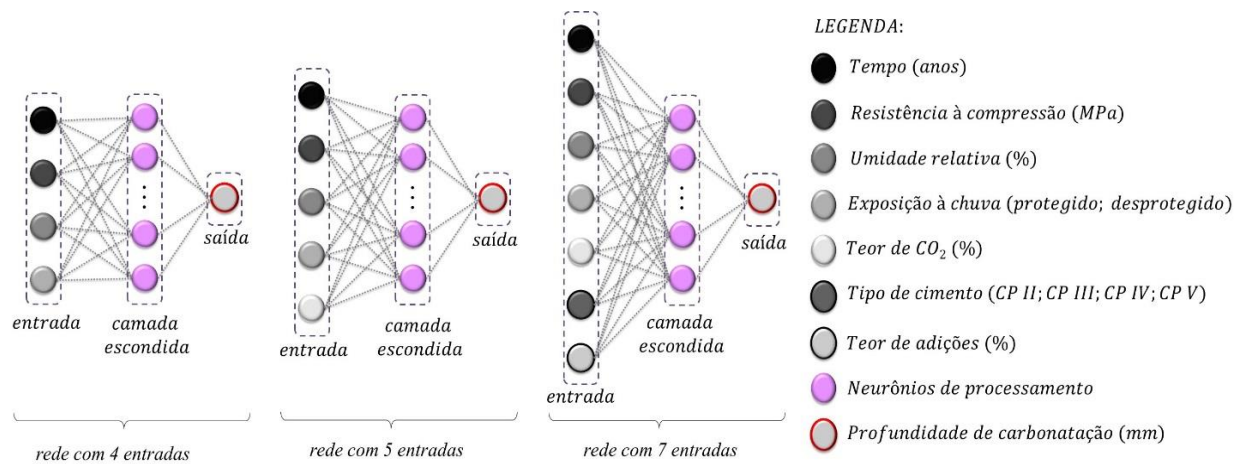


Figura 4. Configuração das RNAs treinadas.

Para o treinamento das RNAs, utilizou-se como critério de convergência a raiz do erro médio quadrático (RMSE), conforme apresentado em (1), entre as profundidades do banco de dados e as estimadas pela rede.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_m)^2} \quad (1)$$

Em que n é o número de saídas, x_i é o valor fornecido pela rede para a i -ésima saída e x_m representa a média dos valores de todas as saídas.

Para o treinamento utilizou-se o pacote computacional Project-Yapy (Konzen et al., 2011), o qual foi desenvolvido em linguagem orientada a objetos C++.

O desempenho das RNAs foi analisado por meio de alguns parâmetros, como por exemplo, o coeficiente de correlação (R^2), a raiz do erro médio quadrático (RMSE), o erro máximo (E_{max} , maior erro apresentado pela rede) e o erro mínimo (E_{min} , menor erro apresentado pela rede). Estes parâmetros foram analisados tanto na fase de treinamento quanto na fase de validação.

Para a fase de testes, todos os parâmetros acima citados (R^2 , RMSE, E_{max} e E_{min}) foram novamente analisados, possibilitando verificar qual o desempenho da rede. Desta forma, todas as redes foram testadas e ordenadas em função do seu desempenho, o que possibilitou selecionar o modelo que melhor representasse o avanço da frente de carbonatação do concreto.

O melhor modelo possui a topologia apresentada na Figura 5, contendo três camadas de neurônios, sendo que, na primeira estão dispostos sete neurônios que fazem referência às variáveis de entrada. Na segunda camada existem quatro neurônios, os quais são responsáveis pelo processamento das informações e, na última camada tem-se o neurônio referente à saída da rede, ou seja, a profundidade de carbonatação de concreto.

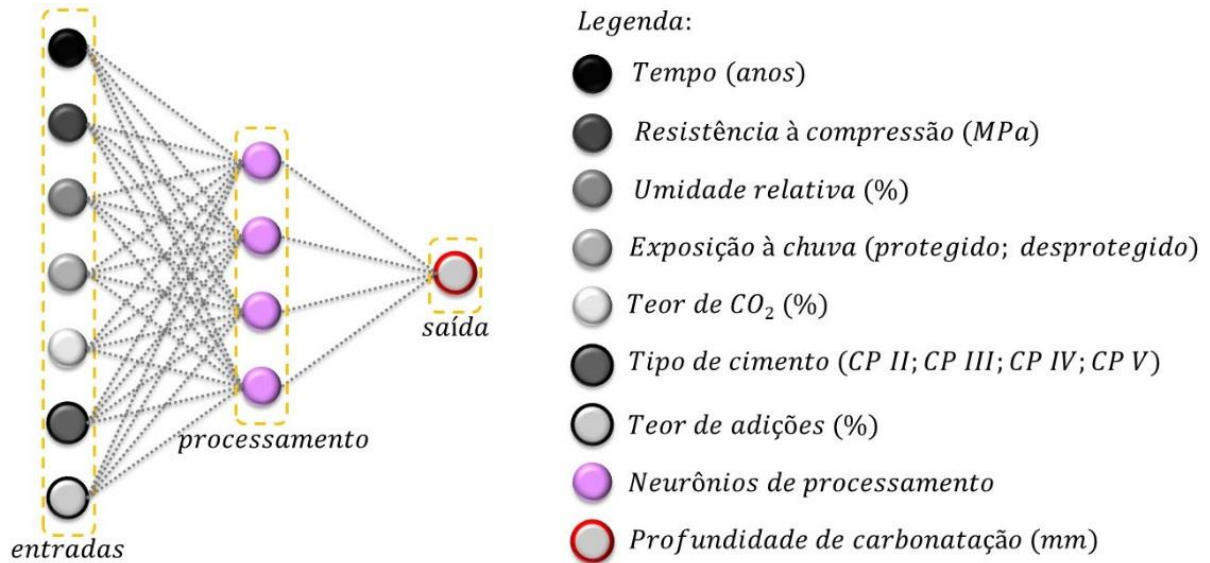


Figura 5. Topologia e variáveis do modelo desenvolvido.

A fim de demonstrar o nível de acurácia do modelo obtido, nas Figuras 6(a) e 6(b) são apresentados os gráficos de correlação entre as profundidades modeladas pelo programa (profundidade modelada) e as profundidades de carbonatação natural (profundidade observada) apresentados em Possan (2010).

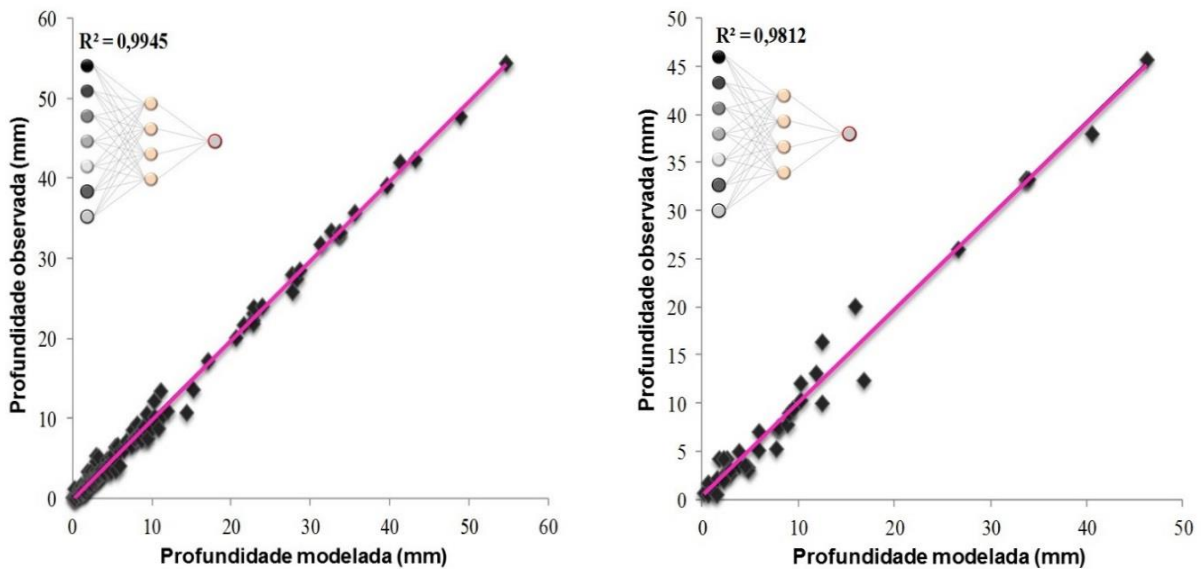


Figura 6(a). Correlação obtida no treinamento. Figura 6(b). Correlação obtida na validação.

A descrição completa do processo de treinamento das redes e dos parâmetros utilizados na modelagem encontra-se em Félix (2016).

3.2 Análise paramétrica da carbonatação

A fim de estudar a influência das variáveis de entrada do modelo quanto ao comportamento da carbonatação do concreto, decidiu-se por realizar uma análise paramétrica do mesmo. O estudo foi dividido em quatro análises, considerando a influência de uma ou duas variáveis de entrada do modelo para cada análise, conforme esquematizado na Figura 7.

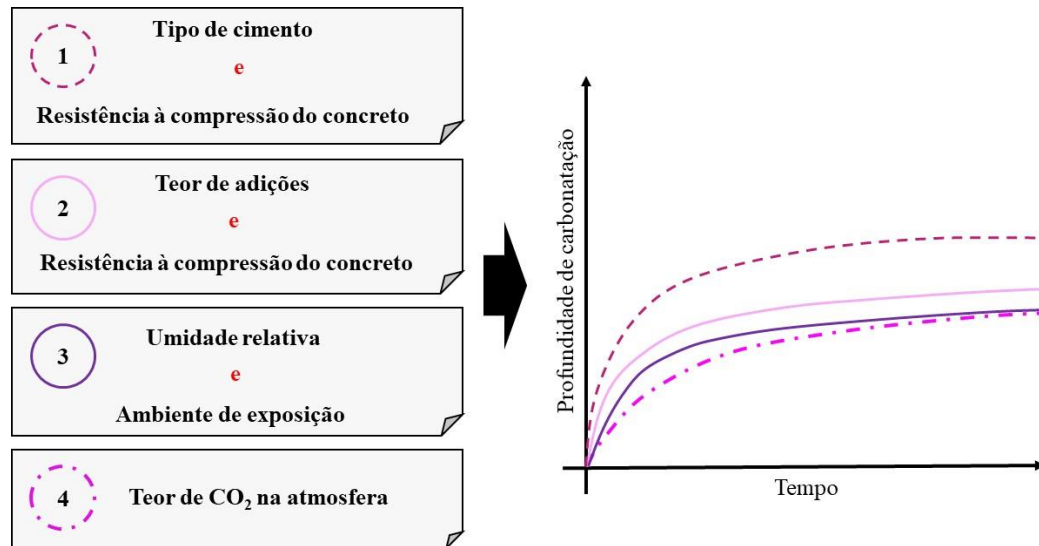


Figura 7. Fatores estudados em cada análise paramétrica.

4. RESULTADOS

4.1 Comparação do modelo

Inicialmente, com o objetivo de comprovar a potencialidade do modelo desenvolvido fez-se sua comparação com outros modelos existentes na literatura, confrontando-os com dados de degradação apresentados em Possan (2010). Nas equações (2)-(6) são apresentados os modelos de Smolczyk (1976), Vesikari (1988), Bob & Afana (1993), EHE (2008) e Possan (2010), respectivamente.

$$y = a \cdot \left(\frac{1}{\sqrt{10f_c}} - \frac{1}{\sqrt{10f_{clim}}} \right) \cdot \sqrt{52 \cdot t} \quad (2)$$

$$y = [26 \cdot (ac - 0.3)^2 + 1,6] \quad (3)$$

$$y = 150 \cdot \left(\frac{c \cdot k \cdot d}{f_c} \right) \cdot \sqrt{t} \quad (4)$$

$$y = C_{amb} \cdot C_{ar} \cdot a \cdot f_{cm}^b \cdot \sqrt{t} \quad (5)$$

$$y = k_c \cdot \left(\frac{20}{f_c} \right)^{k_{fc}} \cdot \left(\frac{t}{20} \right)^{\frac{1}{2}} \cdot \exp \left[\left(\frac{k_{ad} \cdot ad^{\frac{3}{2}}}{40 + f_c} \right) + \left(\frac{k_{CO_2} \cdot CO_2^{\frac{1}{2}}}{60 + f_c} \right) - \left(\frac{k_{RU} \cdot (UR - 0.58)^2}{100 + f_c} \right) \right] \cdot k_{ce} \quad (6)$$

Em que y é a profundidade carbonatada (mm), a é a velocidade de carbonatação, f_c refere-se à resistência à compressão do concreto (Mpa), f_{clim} valor limite da resistência à compressão do concreto que pode ser carbonatada (MPa), t é o tempo de exposição (anos) e ac é a relação água/cimento do concreto. As demais variáveis são dependentes do tipo de cimento e ambiente de

exposição sendo elas definidas por cada um dos autores por meio de tabelas. Mais detalhes sobre as equações e a sua utilização podem ser obtidos em Félix (2016). A fim de demonstrar a aplicabilidade do modelo desenvolvido, nas Figuras 8(a)-8(d) são apresentadas curvas do avanço da profundidade de carbonatação em estruturas de concreto ao longo do tempo, conforme os cenários apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Cenários das estruturas de concreto sob carbonatação.

Cenário	Teor de CO ₂ (%)	Umidade relativa (%)	Exposição à chuva	Tipo de Cimento	Resistência à compressão (MPa)
I	0.01	70.00	Protegido	CP II – F	30.00
II	0.01	70.00	Protegido	CP III	40.00
III	0.01	65.00	Desprotegido	CP IV	40.00
IV	0.01	65.00	Desprotegido	CP V	40.00

OBS.: Em todos os cenários o teor de adição (no concreto) é zero e o tempo de análise é de 60 anos.

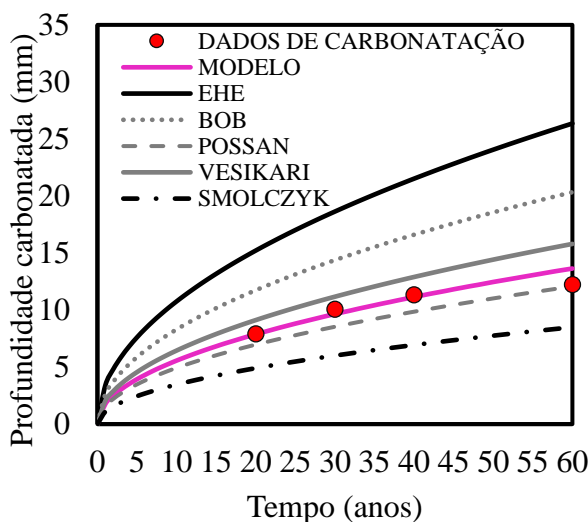


Figura 8(a). Carbonatação no cenário I.

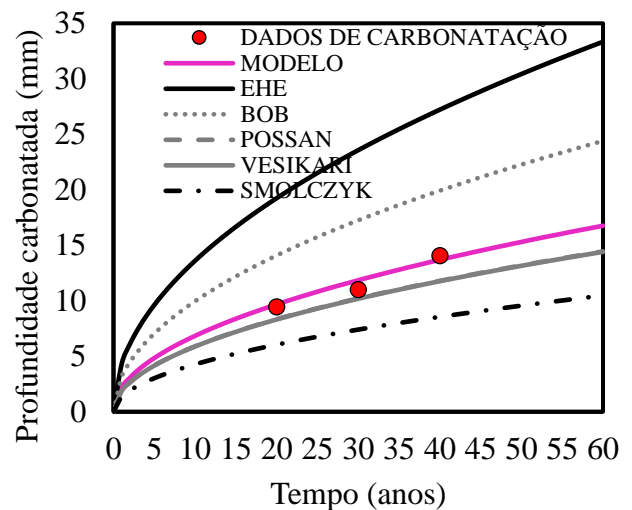


Figura 8(b). Carbonatação no cenário II.

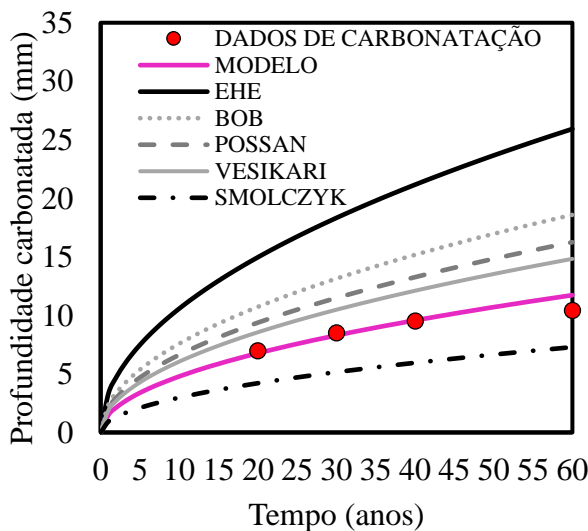


Figura 8(c). Carbonatação no cenário III.

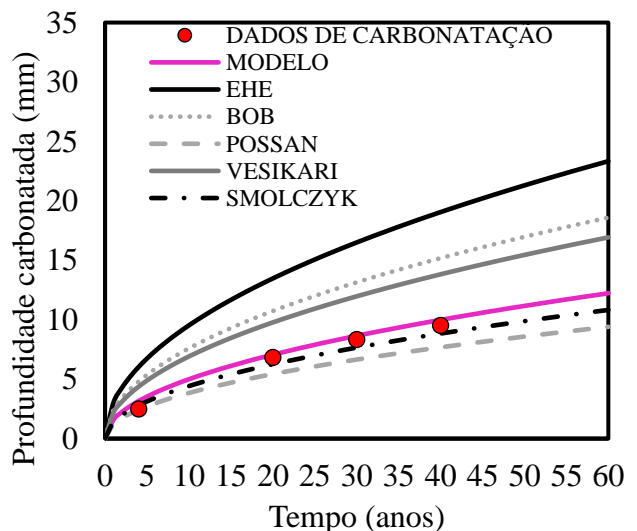


Figura 8(d). Carbonatação no cenário IV.

Os resultados encontrados, demonstram a aplicabilidade do modelo, e que o mesmo se apresenta como uma ferramenta eficiente para a estimativa da profundidade de carbonatação do concreto.

4.2 Análise paramétrica

Na Figura 9 é apresentada a profundidade de carbonatação do concreto (aos 50 anos) obtido por meio da modelagem com RNAs, variando o tipo de cimento e a resistência à compressão. Para a simulação utilizou-se uma estrutura exposta a um ambiente externo protegido da chuva, com 65% de umidade relativa, teor 0.04% de CO₂ no ar e sem adições (adições para a produção do concreto).

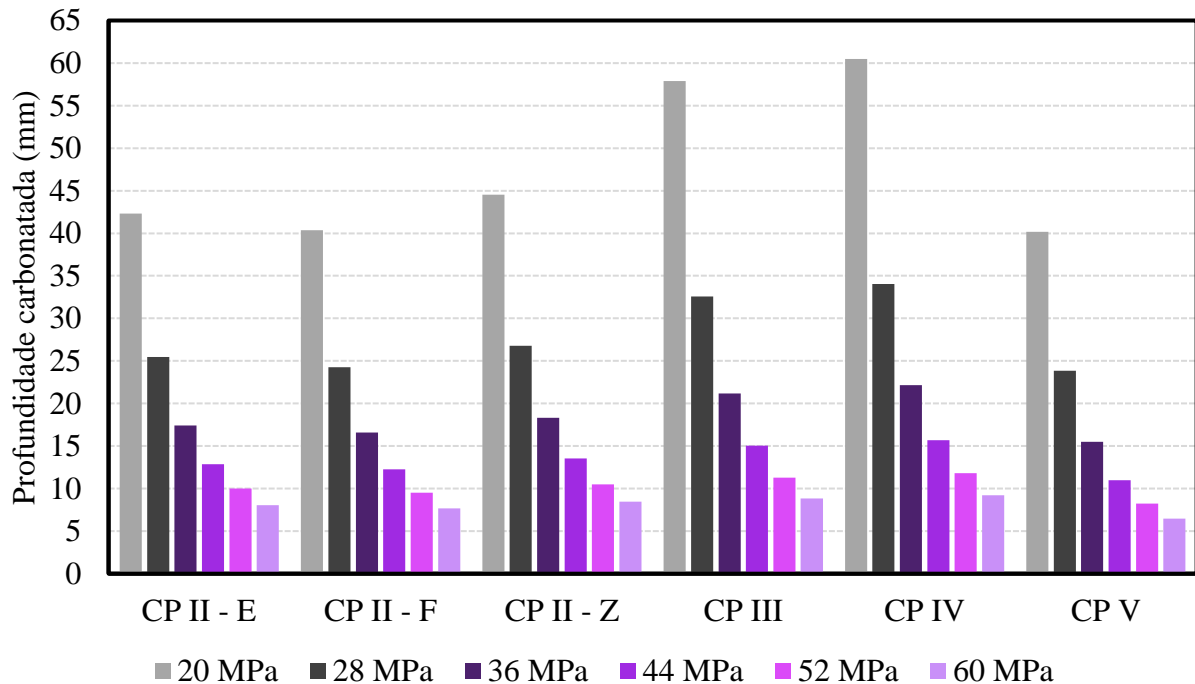


Figura 9. Variação da profundidade de carbonatação em função do tipo de cimentos e da resistência à compressão.

Observa-se na Figura 9 que concretos produzidos com cimentos CP III e CP IV apresentam maior profundidade de carbonatação, principalmente em concretos com baixa resistência à compressão. Em trabalhos encontrados na literatura (Jiang et al., 2000; Possan, 2010) verifica-se a existência de uma influência negativa de adições no avanço da frente de carbonatação, devido à redução da reserva alcalina do concreto quando produzidos com cimentos CP III e CP IV, os quais possuem elevados teores de escória (de 35 a 70%) e pozolana (de 15 a 50%) em suas composições, respectivamente. Destaca-se que os cimentos compostos CP II-E e CP II-Z também possuem adições em sua composição (escória e pozolana, respectivamente), contudo em teores menores que os cimentos CP III e CP IV, o que explica a menor profundidade carbonatada para concreto produzidos com estes cimentos.

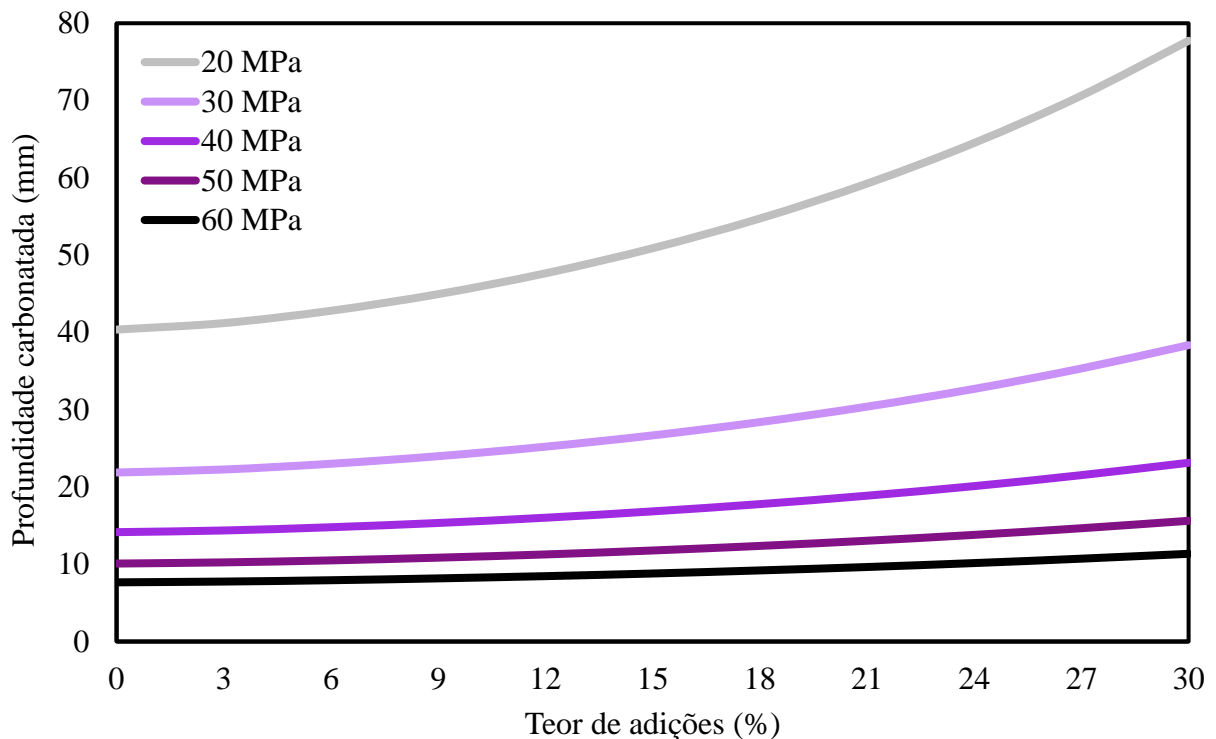


Figura 10. Variação da profundidade de carbonatação em função do teor de adições e da resistência à compressão.

Na Figura 10 é possível ver a influência do teor de adições (i.e., sílica ativa) no avanço da carbonatação, na qual se constata que em concretos de resistência superior (40, 50 e 60 MPa) a carbonatação é bastante reduzida, havendo pouca influência do teor de adição. Para concretos com resistência inferior a 40 MPa, nota-se que quanto maior o teor de adição, maior a profundidade carbonatada. Logo, observa-se na simulação que a medida em que a resistência à compressão do concreto aumenta, o teor de adições deixa de influenciar na profundidade de carbonatação. Kulakowski et al. (2009) relatam que em concretos de resistências mais elevadas (superior a 30 MPa), devido à menor relação água/aglomerante (inferior a 0.50), a porosidade é menor, havendo dificuldade de acesso do CO_2 para o interior do concreto e, conseqüentemente, menor profundidade de carbonatação do material, mesmo para concretos com baixa reserva alcalina. Os autores destacam que, para concretos de resistências superiores a 40 MPa, o avanço da frente de carbonatação independe das adições e do tipo de cimento. Já para concretos de resistência inferiores (relação água/aglomerante mais elevada), a presença de adições aumenta a profundidade carbonatada, e predomina o efeito de reserva alcalina (Kulakowski et al., 2009).

A Figura 11 apresenta a profundidade de carbonatação (aos 50 anos) ao variar a umidade relativa do ar e o ambiente de exposição à chuva. Para a simulação utilizou-se uma estrutura de concreto com resistência à compressão de 30 MPa, cimento CP III, teor 0.04 % de CO_2 no ar e sem adições.

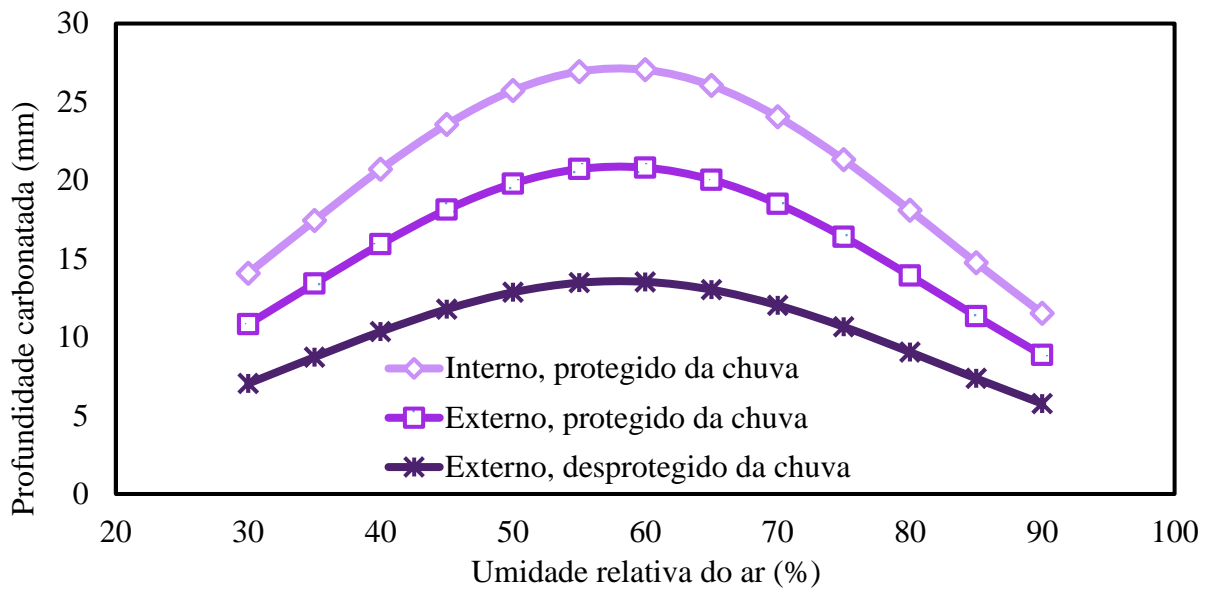


Figura 11. Carbonatação em função da umidade relativa e do tipo de exposição.

Por meio do modelo desenvolvido, observa-se na Figura 11 que a carbonatação é máxima para umidade próxima dos 60%. Parrot (1987), Neville (1997) e Possan (2010) apontam que a carbonatação alcança seu valor máximo quando a umidade relativa se situa entre 50 e 80% e que a mesma pode ser considerada como o fator ambiental de maior influência na carbonatação. Possan et al. (2017) comprovaram a influência da umidade interna do concreto na profundidade de carbonatação em uma estrutura real. Os autores observaram em uma barragem de concreto com 35 anos de construção, que quanto maior a umidade interna, menor a profundidade de carbonatação observada, sendo que para umidade em torno de 100% a carbonatação medida em campo foi nula. Por fim, na Figura 12 é apresentada a evolução da profundidade de carbonatação em função do ambiente de exposição, sendo este diferenciado pelo grau de exposição ao CO₂ para uma estrutura de concreto com resistência à compressão de 30 MPa, cimento CP III, umidade relativa de 65%, sem adições e situado em um ambiente externo desprotegido da chuva.

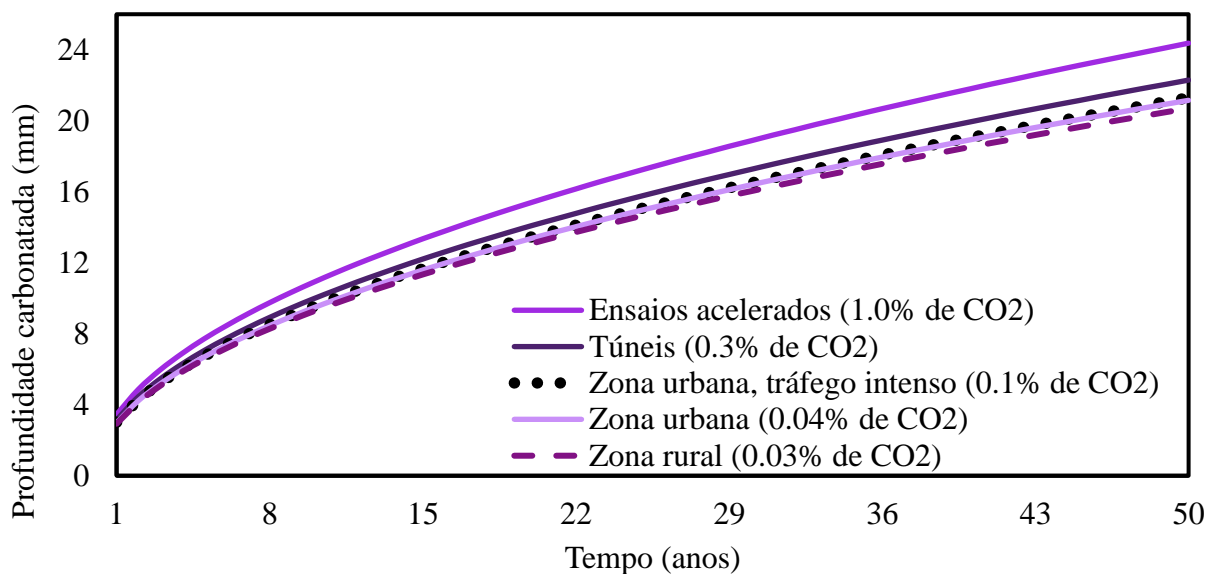


Figura 12. Profundidade de carbonatação em função do teor de CO₂ no ambiente.

Com os resultados, foi possível observar que quanto maior o grau de exposição ao CO₂ maior é o avanço da carbonatação do concreto ao longo do tempo, e que o aumento de 0.1% no grau de exposição ao CO₂ provoca um avanço de 2.15% na profundidade carbonatada, sendo este valor obtido por meio da média das profundidades de carbonatação para os diferentes ambientes listados na Figura 12.

5. CONCLUSÕES

No presente trabalho foi apresentado um modelo via Redes Neurais Artificiais (RNAs) para a predição da profundidade de carbonatação de estruturas de concreto. Os resultados encontrados demonstram a potencialidade das redes frente à modelagem da profundidade de carbonatação do concreto levando em consideração os diferentes tipos de cimentos comercializados no Brasil.

As redes do tipo MLP geraram um modelo que é capaz de representar corretamente a frente de carbonatação do concreto em função do tipo de cimento utilizado, resistência do concreto, umidade relativa do ambiente e ambiente de exposição da estrutura, demonstrando a eficiência da técnica de modelagem utilizada.

Em relação ao estudo paramétrico realizado sobre o modelo desenvolvido, comprovou-se alguns resultados já descritos na literatura, por exemplo:

1. A carbonatação decresce a medida em que é aumentada a resistência à compressão do concreto;
2. O tipo de cimento possui influência secundária na carbonatação do concreto, uma vez que a carbonatação passa ou não a ser acelerada devido ao teor de adições presente no cimento;
3. O teor de adições possui influência na carbonatação apenas em concretos com baixa resistência à compressão (elevando em até 60% a profundidade carbonatada), sendo esta reduzida ou até mesmo eliminada em concretos com alta resistência;
4. A exposição do concreto a ambientes com elevadas concentrações de CO₂ (i.e., túneis, estacionamentos, ambiente urbano com tráfego intenso de veículos, etc.) acarreta em um aumento da carbonatação.

Desta forma, os resultados obtidos na análise paramétrica demonstram a eficiência de RNAs no estudo da carbonatação do concreto, agregando conhecimento à área de patologia das construções.

6. AGRADECIMENTOS

Ao Centro de Estudos Avançados em Segurança de Barragens (CEASB), à Fundação Parque Tecnológico de Itaipu (FPTI) e à Coordenação de Aperfeiçoamento Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo fomento oferecido à pesquisa.

7. REFERÊNCIAS

- American Society for Testing and Materials. ASTM C 150: Standard Specification for Portland Cement. Philadelphia, 2001.
- American Society for Testing and Materials. ASTM C 595: Standard Specification for Blended Hydraulic Cements. Philadelphia, 2003.
- Andrade, C. (1992), “*Manual para diagnóstico de obras deterioradas por corrosão de armaduras*”, Tradução de Antônio Carmona e Paulo Helene, São Paulo: PINI, p. 104.
- Andrade, J. J. O., Possan, E., Dal Molin, D. C. C. (2017), “*Considerations about the service life prediction of reinforced concrete structures inserted in chloride environments*”, Journal of Building Pathology and Rehabilitation 6, pp. 1–8.

- Aranha P. M. (1994), “*Contribuição ao estudo das manifestações patológicas em estruturas de concreto armado na região Amazônica*”, Dissertação de Mestrado em Engenharia, Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
- Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 11578: Cimento Portland composto. Rio de Janeiro, 1991.
- Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 5733: Cimento Portland de alta resistência inicial. Rio de Janeiro, 1991.
- Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 5735: Cimento Portland de alto forno. Rio de Janeiro, 1991.
- Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 5736: Cimento Portland pozolânico. Rio de Janeiro, 1991.
- Bakker, R. M. F. (1988), Initiation period. In: Schiess P. “*Corrosion of steel in concrete*”, London, Chapman and Hall, cap. 3, pp. 22-55.
- Bob, C., Afana, E. (1993), “*On-site assessment of concrete carbonation*”, Proceedings of the International Conference Failure of Concrete Carbonation, RILEM, Bratislava, pp. 84–87.
- Braga, A. P., Ludemir, T. B. Carvalho, A. C. (2000), “*Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações*”, Rio de Janeiro: LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora.
- Chang, C. F., Chen, J. W. (2006), “*The experimental investigation of concrete carbonation depth*”, Cement and Concrete Research, V.36, pp. 1760–1767.
- Comission Permanente del Hormigón, EHE (2008), “*Instrucción de Hormigón Estructural. Ministério de obras públicas e urbanismo*”. Madrid, Espanha.
- Dal Molin, D. C. C. (1988), “*Fissuras em estruturas de concreto armado: análise das manifestações típicas e levantamento de casos ocorridos no Estado do Rio Grande do Sul*”, Dissertação de Mestrado em Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
- Felix, E. F. (2016), “*Desenvolvimento de software para a estimativa da profundidade de carbonatação, vida útil e captura de CO₂ de estruturas de concreto empregando RNA's*”, Trabalho de conclusão de curso, Universidade Federal da Integração Latino-Americana, Foz do Iguaçu.
- Güneyisi, E. M., Mermerdas, K., Güneyisi, E., Gesoglu, M. (2014), “*Numerical modeling of time to corrosion induced cover cracking in reinforced concrete using soft-computing based methods*”, Materials and Structures 48, pp. 1739–1756.
- Hamada, M. (1969), “*Neutralization (carbonation) of concrete and corrosion reinforcing steel*”, proceeding of the 1969 International Symposium on the Chemistry of Cement, Part III, v. II/4, pp. 343–369.
- Helene, P. R. L. (1993), “*Contribuição ao estudo da corrosão em armaduras de concreto armado*”, Tese Livre Docência, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Houst, Y. F., Wittmann, F. H. (2002), “*Depth profiles of carbonates formed during natural carbonation*”, Cement and Concrete Research 32, pp. 1923–1930.
- Ishida, T., Maekawa, K. (2001), “*Modeling of pH profile in pore water based on mass transport and chemical equilibrium theory*”, Concrete Library of JSCE 37, pp. 151–166.
- Izumi, I., Kita, D., Maeda, H. (1986), “*Carbonation*”, Kibodang Publication, pp. 35–88.
- Jiang, L., Lin, B., Cai, Y. (2000), “*A model for predicting carbonation of high-volume fly ash concrete*”, Cement and Concrete Research 30, pp. 699–702.
- Kari, O. P., Puttonen, J., Skantz, E. (2014), “*Reactive transport modelling of long-term carbonation*”, Cement and Concrete Composites 52, pp. 42–53.
- Kobayashi, K., Uno, Y. (1990), “*Mechanism of carbonation of concrete*”, Concrete Library of JSCE 16, pp. 139–151.
- Konzen, P. H. A., Felix, E. F. (2011), Pacote computacional de RNAs orientado-a-objetos project-yapy. Disponível em: <<https://code.google.com/archive/p/project-yapy>>.

- Kulakowski, M. P., Pereira, F. M., Dal Molin, D. C. C. (2009), “*Carbonation-induced reinforcement corrosion in silica fume concrete*”, *Construction and Building Materials* 23, pp. 1189–1195.
- Kwon, S. J., Song, H. W. (2010), “*Analysis of carbonation behavior in concrete using neural network algorithm and carbonation modeling*”, *Cement and Concrete Research* 40, pp. 119–127.
- Lu, C., Liu, R. (2009), “*Predicting carbonation depth of prestressed concrete under different stress states using artificial neural network*”, *Advances in Artificial Neural Systems* 2009, pp. 1–8.
- Maekawa, K., Ishida, T., Kishi, T. (2003), “*Multi-scale modeling of concrete performance*”, *Journal of Advanced Concrete Technology* 1, pp. 1–126.
- Meira, G. R., Padaratz, I. J., Borba Júnior, J. C. (2006), “*Carbonatação natural de concretos: resultados de cerca de quatro anos de monitoramento*”. In: Encontro Nacional de Tecnologia do Ambiente Construído, Florianópolis, Antac, Porto Alegre.
- Neville, A. M. (1997), “*Propriedades do concreto*”, São Paulo: PINI, p. 828.
- Papadakis, V. G., Vayenas, C. G., Fardis, M. N. (1991), “*Fundamental modeling and experimental investigation of concrete carbonation*”, *ACI Materials Journal* 88, pp. 363–373.
- Parrot, L. J. (1987), “*A review of carbonation in reinforced concrete*”. Cement and concrete Association report.
- Pauletti, C., Possan, E., Dal Molin, D. C. C. (2007), “*Carbonatação acelerada: estudo da arte das pesquisas no Brasil*”, *Ambiente Construído* 7, pp. 7–20.
- Possan, E. (2010), “*Modelagem da carbonatação e previsão de vida útil de estruturas de concreto em ambiente urbano*”, Tese de Doutorado em Engenharia Civil, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. <http://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/28923>.
- Possan, E., Andrade, J. J. O. (2014) “*Markov Chains and reliability analysis for reinforced concrete structure service life*”, *Materials Research*, v. 17, p. 593-602.
- Possan, E., Thomaz, W. A., Aleandri, G. A., Félix, E. F., Dos Santos, A. C. P. (2017), “*CO₂ uptake potential due to concrete carbonation: A case study*”, *Case Studies in Construction Materials* 6, pp. 147–161.
- Smolczyk, H. G. (1069), “*Written Discussion*”, proceeding of the 1969 International Symposium on the Chemistry of Cement, Part III, v. II/4, pp. 369–384.
- Taffese, W. Z., Sistonen, E. (2013), “*Service life prediction of repaired structures using concrete recasting method: state-of-the-art*”, *Procedia Engineering* 45, pp. 1138–1144.
- Taffese, W. Z., Sistonen, E., Puttonen, J. (2015), “*CaPrM: Carbonation prediction model for reinforced concrete using machine-learning methods*”, *Construction and Building Materials* 100, pp. 70–82.
- Talukdar, S., Banthia, N., Grace, J. R. (2012), “*Carbonation in concrete infrastructure in the context of global climate change – Part 1: Experimental results and model development*”, *Cement and Concrete Composites* 34, pp. 924–930.
- Vesikari, E. (1988), “*Service life prediction of concrete structures with regard to corrosion of reinforcement*”. Technical Research Centre of Finland, report n. 553, Finland p. 53.
- Vieira, R. M., Meira, G. R., Marques, V. M., Padilha, Jr. M. (2006), “*Carbonatação natural e acelerada concretos – influência dos fatores ambientais e do material*”. In: 51° Congresso Brasileiro do Concreto, Curitiba, Ibracon, São Paulo.