



Приета: 18.03.2016 г.
Преработена: 11.04.2016 г.
Одобрена: 22.04.2016 г.

МОДЕЛИРАНЕ НА ПРОЦЕСА НА КАРБОНИЗАЦИЯ НА БЕТОНА С ПОМОЩТА НА ИЗКУСТВЕНИ НЕВРОННИ МРЕЖИ: ПРИЛОЖЕНИЕ КЪМ БЕТОНИТЕ С РЕЦИКЛИРАНИ ДОБАВЪЧНИ МАТЕРИАЛИ

Р. Захариева¹, Я. Кънчева², Б. Петров³

Ключови думи: рециклирани добавъчни материали, бетон, карбонизация, прогноза, изкуствени невронни мрежи

РЕЗЮМЕ

Карбонизацията на бетона е комплексен процес, който зависи от множество фактори, развива се бавно във времето и води до изменения в структурата и състава на бетона. Дори при обикновените бетони (с пълтни добавъчни материали), прогнозирането на дълбочината на карбонизация е доста приблизително. По-голямата порестост на рециклираните от бетонни и керамични отпадъци, добавъчни материали (РДМ) прави съдържащите ги бетони а ргіогі по-уязвими на действието на въглеродния диоксид. Прилагането на класическия подход за изследване на процеса на карбонизация изисква много време и ресурси. Настоящата публикация представя един нов подход при прогнозиране на дълбочината на карбонизацията на бетона – с използването на изкуствени невронни мрежи (Artificial Neural Network, ANN), който дава възможност да се обработят големи масиви със съществуващи данни, да се обхванат редица фактори и да се установи кои от тях са с най-голяма тежест. Установено е, че разработеният модел с ANN е с добра адекватност, дава отлична корелация между експерименталните и изчислителните данни и може да служи за прогнозиране на карбонизацията на бетони с РДМ.

¹ Румяна Захариева, доц. д-р инж., кат. „Строителни материали и изоляции“, УАСГ, бул. „Хр. Смирненски“ № 1, 1046 София, e-mail: roumiana.zaharieva@gmail.com

² Яна Кънчева, ас. инж., кат. „Дескриптивна геометрия и инженерно-строителна графика“, УАСГ, бул. „Хр. Смирненски“ № 1, 1046 София, e-mail: ykancheva@gmail.com

³ Боян Петров, ас. инж., кат. „Строителни материали и изоляции“, УАСГ, бул. „Хр. Смирненски“ № 1, 1046 София, e-mail: petrov.uacg@gmail.com

1. Въведение

Изискванията за повишаване на ресурсната ефективност в строителството налагат влагането на рециклирани добавъчни материали (РДМ) от строителни отпадъци (бетонни и керамични) в направата на бетон. Използването на рециклирани добавъчни материали (РДМ) за направата на конструктивен бетон изисква да се изследва процесът на карбонизация, за да се определи дебелината на бетонното покритие, с оглед осигуряване на пасивацията на армировката, тъй като карбонизацията понижава алкалността на средата – при напълно карбонизиран бетон $pH < 9,0$, докато стоманата не е подложена на електрохимична корозия когато $pH > 11,5$. Присъствието на CO_2 във въздуха е от порядъка на 0,03%, но в някои градски среди, в невентилирани помещения, тунели, гаражи и др., концентрацията може да достигне 0,1 – 0,3%. Дори и при завишените концентрации на CO_2 , карбонизацията е много бавен процес, определящ за който е механизмът на дифузия на газа в капилярно-порестата структура на бетона. Интензивността на този процес зависи и от редица други фактори на околната среда (влажност, температура) и на състава на бетона. Следователно, обхващането на множество параметри, които са променливи във времето, прави прогнозирането на дълбочината на карбонизация посредством математическо моделиране, с първия закон *Fick* за дифузията, сравнително неточно, дори при обикновените бетони, с плътни добавъчни материали. При бетоните с РДМ ситуацията се усложнява от повишената порьозност на РДМ (особено на керамичните РДМ), различния характер на контактната зона с циментовия камък, в някои случаи и съдържанието на карбонизиран и некарбонизиран циментов камък в тях и др. [1].

В литературата има сравнително ограничени изследвания, насочени към изясняване на ролята на РДМ в процеса на карбонизация на съдържащите ги бетони. В повечето случаи литературните източници цитират експериментални данни, но сравнението им е затруднено поради различните методики, използвани за изследване на процеса на карбонизация [2 – 9]. Експерименталното определяне на дълбочината на карбонизация е понадеждно, но изисква много материални ресурси и време, а приложението му остава ограничено, тъй като и най-широкият експеримент има определен обхват на изследваните параметри и екстраполирането на резултатите извън този обхват носи риск от неточност.

В подобни условия все по-често се прилагат т. нар. изкуствени невронни мрежи (Artificial neural networks – ANN). ANN представляват изчислителни системи, които по опростен начин наподобяват работата на невронната система при човешкия мозък и могат да обработват големи масиви с информация – например множество експериментални данни, получени в различни условия, когато са надхвърлени възможностите на класическите статистически методи. По този начин с ANN могат да се открият тенденциите, да се определи тежестта на всеки от изследваните фактори и, въз основа на модела, създаден от мрежата, чрез симулиране, да се прогнозира процесът в конкретни условия. ANN намират приложения във всички сфери на науката и практиката, включително и в строителството, например за прогнозиране на поведението на плочи по време на пожар [10], прогнозиране на якостта на натиск на бетони, съдържащи рециклирани добавъчни материали [11] или строителни отпадъци [12, 13], прогнозиране на съсъхването на бетона [14] и др. Принципите на моделиране с ANN са представени в други наши публикации [15].

Изследванията са финансирани от ЦНИП при УАСГ по договор БН 165/14, научноизследователски проект „Изкуствените невронни мрежи (ANN) като инструмент за анализ и прогноза в областта на строителните материали и процеси“.

2. Структуриране на невронната мрежа

Използвани са експериментални данни, получени въз основа на изследвания върху бетони, подложени на ускорена карбонизация, от следните 2 типа източници:

- Литературни източници [1 – 9, 16 – 21], от които са подбрани подходящи примери.
- Резултати от експерименталната програма, изпълнена в рамките на проекта – вж. т. 3.

Приложено е нормиране на входните данни.

Въпреки че няма ограничение в броя на изследваните фактори, те трябва да са достатъчни, за да обучат адекватно мрежата. След анализ на факторите, които имат отношение към процеса на карбонизация на бетона, включително когато са използвани порьозни ДМ (като рециклираните ДМ), са систематизирани тези, които са меродавни и базата данни е съответно структурирана – табл. 1. Особеностите на РДМ са отчетени с плътността на добавъчните материали и дела на порьозните добавъчни материали. Водоциментното отношение и количеството на цимента са основните параметри, предопределящи структурата на поровото пространство. Индиректно поровото пространство е отчетено и с якостта на бетона на 28-дневна възраст, още повече, че често се търси връзка между дълбочината на карбонизация и якостта на бетона, за да бъде предписана дебелината на бетонното покритие в зависимост от класа на бетона. Типът на цимента, в зависимост от съдържанието на активни минерални добавки в него, има съществено влияние върху процеса на карбонизация. Възрастта, на която бетонът е подложен на ускорена карбонизация, има разнопосочно влияние – от една страна в по-късна възраст има по-голямо количество портландит, в резултат на напредналата хидратация на цимента, а от друга – поровото пространство на бетона се модифицира, а в някои случаи на отлежаване и се променя влажността му. Очевидно, че периодът на експозиция на бетона на CO_2 има отношение към дълбочината на карбонизация. Три от основните фактори – концентрация на CO_2 , относителна влажност и температура на въздуха, са постоянни в използваните примери, съответно 50%, 50% и 20 °C и затова не са обособени като входящи параметри за мрежата.

Общият брой на примерите е 192. 167 примера са използвани за обучение на мрежата, разпределени както следва: 75% са за трениране на мрежата, 15% – за валидиране и останалите 15% – за тестване. С останалите 25 примера е направена проверка на точността на прогнозата.

Предишните изследвания на колектива по темата позволяват да се оптимизира мрежата (брой слоеве, брой неврони в слой, разпределение на данните за 3-те фази на моделиране, вид на трансфериращата функция, вид на обучителната функция и др.п.), така че да се постигне модел с добра точност – архитектурата на невронната мрежа се състои от един входящ слой (входни данни), 1 междинен (скрит) слой от 10 неврона и изход – дълбочина на карбонизация. За обучителна функция се използва Levenberg-Marquardt с обратно разпространение на грешката.

Използвани са следните програмни продукти: MATLAB 8.8 и Neural Network Toolbox 8.4.

3. Експериментална програма за захранване на мрежата

Литературните данни за бетоните, съдържащи рециклирани добавъчни материали от керамика, са твърде оскъдни [2]. По тази причина бе съставена експериментална програма, включваща изготвянето на образци – призми 10x10x40 cm, от 16 състава бетон от клас по якост на натиск C25/30 и клас по консистенция S2, с различно съдържание на рециклирани керамични добавъчни материали КРДМ (замяна съответно на 0%, 20%, 60% и 100% от естествения едър добавъчен материал с КРДМ), с различно количество на цимента (300, 350 и 400 kg/m³) и водоциментно отношение (0,45; 0,50 и 0,55). Подробности за състава на бетона, начина на приготвяне на пробните тела и условията на отлежаването им, както и основни якостно-деформационни характеристики, са посочени в [22, 23].

Пробните тела са кубчета (по 3 броя от всеки състав) с приблизителни размери 10x10x10 cm, изрязани от призмите, отлежавали във въздушно-суха среда до едногодишна възраст на бетона. Кубчетата са подложени на ускорена карбонизация (50% въздух и 50% въглероден диоксид, относителна влажност на въздуха около 60 ± 5%) в специално конструирана камера, съгласно изискванията на [18]. Фронтът на карбонизация се определя по колориметричен метод с фенолфталеин върху повърхности, които не са били изложени на карбонизация в естествени условия – те се получават чрез последователно разцепване на пробните тела след съответния престой в камерата (7, 14 и 28 дни).

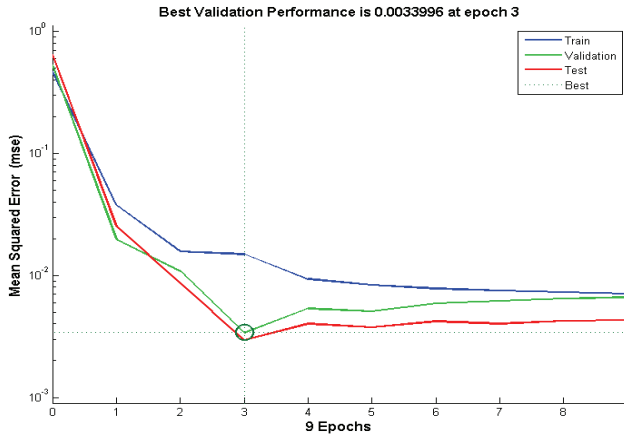
Таблица 1. Входни параметри на мрежата ANN

Параметър	Описание, мерни единици	Диапазон на изменение	
		Min	Max
Share PA	Дял на порьозните добавъчни материали (спрямо общото количество добавъчни материали), %	0	100
Density PA	Обемна плътност на зърното на порьозните добавъчни материали, kg/m ³	1700	2630
W/C	Водоциментно отношение	0,40	0,66
c	Количество цимент, kg/m ³	190	438
f _{c,28}	Якост на натиск на бетона на 28-ми ден, МПа	25,0	59,5
Age	Възраст на бетона, когато е подложен на ускорено изпитване, дни	28	365
cem	Тип на използвания цимент, % на добавките в свързващото вещество	0	55
dt	Време на измерване, дни	0	150
Depth	Средна дълбочина на карбонизация, mm	0	55

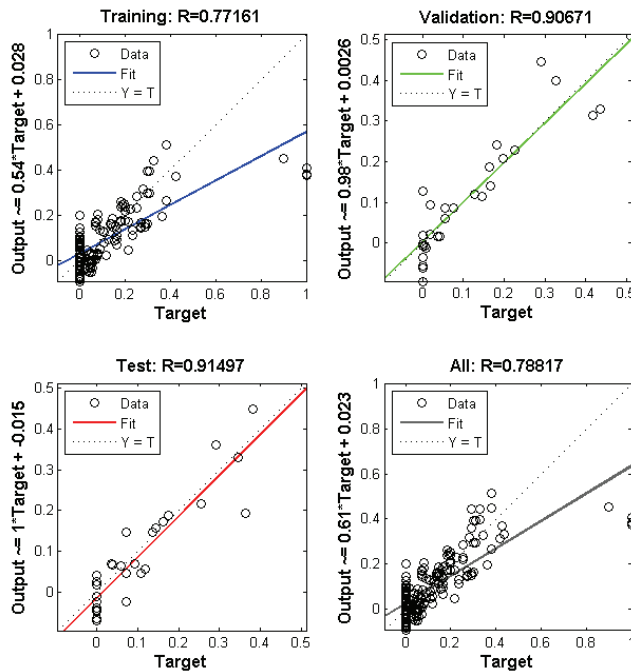
4. Резултати от ANN модела

Резултатите от ANN модела са показани на фиг. 1 и фиг. 2. Въпреки че коефициентите на корелация са сравнително ниски за фазата на обучение (и по тази причина – за модела като цяло), моделът е приет като адекватен поради много ниската стойност на

грешката и сходимостта на кривите за изменението на MSE. Коефициентите на корелация за фазата на тестване и на валидация на модела са над 0,90, което потвърждава, че моделът описва адекватно входните параметри.



Фиг. 1. Средноквадратична грешка (MSE) по време на обучителната фаза на мрежата



Фиг. 2. Коефициенти на корелация (R) по време на обучителната фаза на мрежата

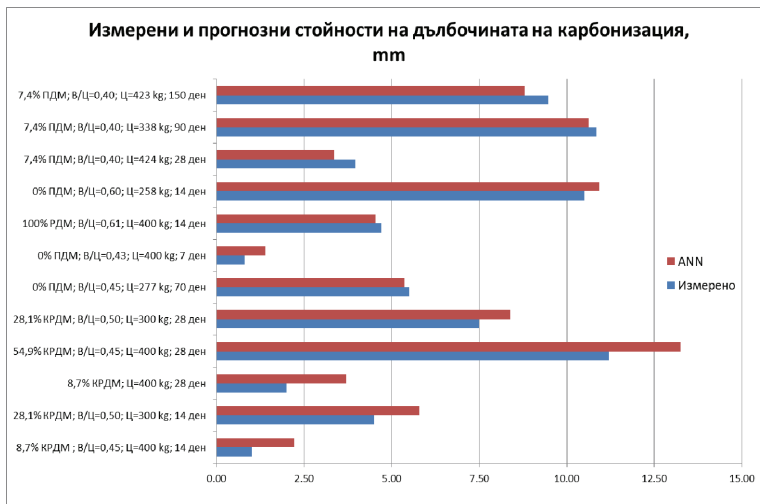
По отношение на способността на модела за прогноза на дълбочината на карбонизация, фиг. 3. илюстрира сравнително малките разлики (под 0,1 mm) между измерените и прогнозните стойности на дълбочината на карбонизация при симулация на обучената мрежа за определена конфигурация на изследваните параметри. Подобни

разлики са пренебрежими, предвид точността на определяне на фронта на карбонизация по колориметричния метод (около 0,5 mm).



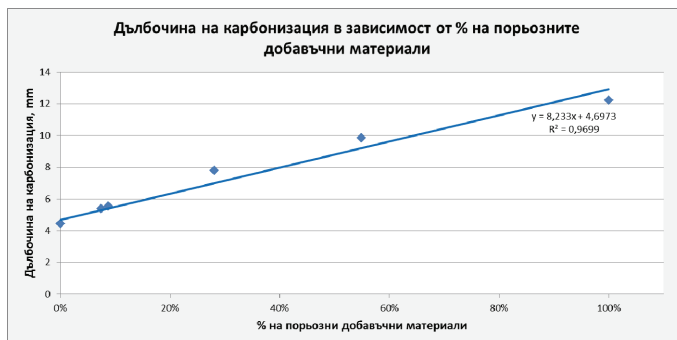
Фиг. 3. Разлики между измерени и прогнозни стойности на дълбочината на карбонизация по примери чрез симулация на обучената мрежа (Share PA = 0, W/C = 0,5, $f_{c,28}$ = 35 MPa, cement = 400, age = 28 days)

За всички видове бетони – в зависимост от вида на добавъчните материали (плътни изкуствени порьозни, рециклирани от бетон, рециклирани от керамика), различно съотношение на естествените и рециклираните материали, на плътните и порестите, различно съдържание на цимент и водоциментно отношение, както и при различна продължителност на ускорената карбонизация, прогнозните и измерените стойности на дълбочината на карбонизация са много близки – фиг. 4.



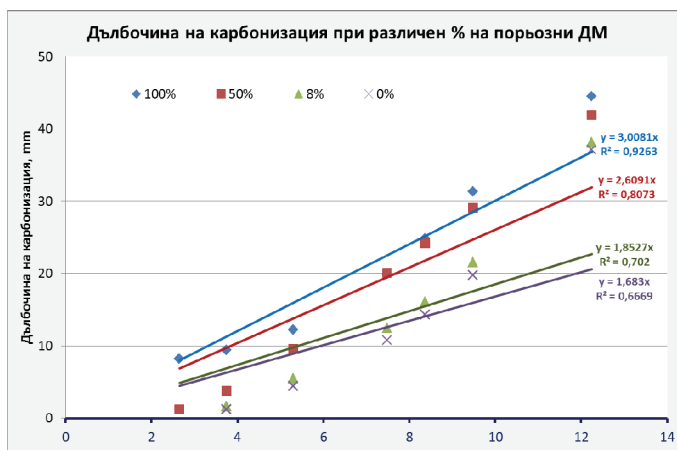
Фиг. 4. Сравнение между измерените стойности на дълбочината на корозия и прогнозните стойности, получени с невронния модел за бетон с различни добавъчни материали (ПДМ – порести едри добавъчни материали, РДМ – рециклирани добавъчни материали (едри и пясък), КРДМ – едър добавъчен материал от рециклирана керамика; 7 – 150 дни на ускорена карбонизация)

Съдържанието на порьозни ДМ има определящо значение за дълбочината на корозия – заменяната на плътните с порьозни ДМ може да увеличи почти трикратно дълбочината на карбонизация – фиг. 5, като зависимостта е много близка до линейната.



Фиг. 5. Дълбочина на карбонизация при различен % на порьозните ДМ ($W/C = 0,5$, $cem = 0$, $f_{c,28} = 35$ МПа, $cement = 400$, $age = 365$ days, $dt = 28$)

При предпоставката, че скоростта на карбонизация е постоянна, е прието тя да се илюстрира с наклона на правата, даваща зависимостта „дълбочина на карбонизация – корен квадратен от продължителността на ускорената карбонизация в дни“ ($mm/days^{-0.5}$) – фиг. 6. При анализа на резултатите за скоростта на карбонизация в зависимост от съдържанието на порьозни ДМ (с обемна плътност на зърното от 1700 kg/m^3), се установява, че тя е около 2 пъти по-висока при бетоните със 100% порьозни добавъчни материали, при фиксиране на останалите входни данни на стойностите, посочени в скобите.

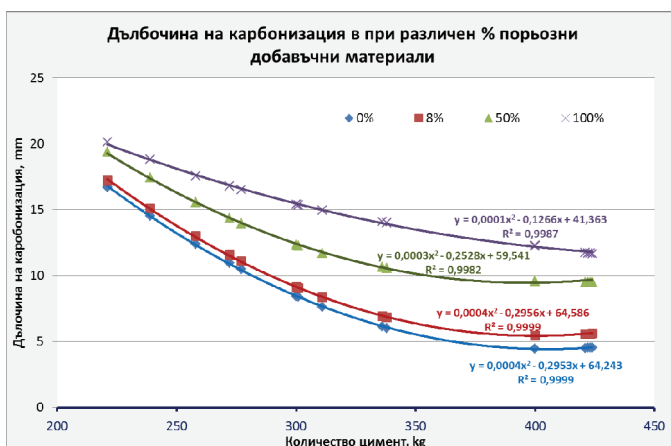


Фиг. 6. Дълбочина на карбонизация при различен % на порьозните добавъчни материали в зависимост от продължителността на ускореното третирание с CO_2 (Density PA = 1700, $W/C = 0,5$, $cem = 0$, $f_{c,28} = 35$ МПа, $cement = 400$, $age = 365$ days)

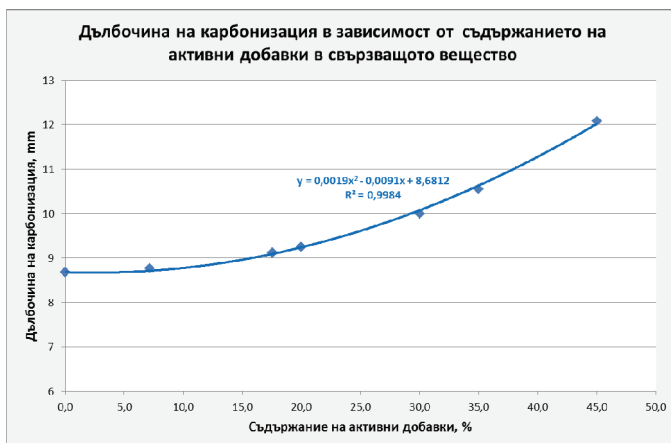
В същото време, линейната зависимост не описва добре прогнозните стойности за някои бетони (R^2 е от 0,7 до 0,81). Отклонението може да се дължи както на набора от подобрите осреднени стойности на останалите входни данни (което би имало влияние върху съставите с ниско съдържание (0% и 8%) на порьозни ДМ), така и на факта, че при порьозни ДМ, с по-голяма проникваемост от тази на матрицата, процесът на дифузия на CO_2 , особено при ускорена карбонизация, не се управлява от дифузията на CO_2 в средата

на циментовата матрица (което би повлияло на съставите с високо, 50% и 100% съдържание на порьозни ДМ), описвана със закона на Fick.

С намаляване на количеството на цимента от 400 на 225 kg/m³ се увеличава около 4 пъти дълбочината на карбонизация на бетоните с плътни ДМ или с ниско съдържание на порьозни ДМ – вероятно при недостатъчно количество на циментовия камък, което да запълва празнините и да обвива зърната на ДМ, се създават условия за проникване на СО₂ не само през капилярната, но и през по-едрата порестост. По подобен начин се развива процесът на карбонизация и при въвеждане на порьозни ДМ – колкото по-многобройни са тези зърна в единица обем, толкова по-лесна е дифузията на СО₂ във вътрешността на бетона и атакуването на продуктите на хидратация в дълбочина – фиг. 7. С нарастване на дела на порьозните ДМ положителният ефект от по-високото съдържание на цимент се губи. При равни други условия, за да се ограничи дълбочината на карбонизация (например на 12 mm), бетоните със 100% порьозни ДМ трябва да имат съдържание на цимент около 420 – 430 kg/m³, тези с 50% порьозни ДМ – около 320 kg/m³, а тези с до 8% порьозни ДМ – около 270 kg/m³.



Фиг. 7. Влияние на количеството на цимента върху дълбочината на карбонизация при различен % на порьозните добавъчни материали (Density PA = 1700 kg/m³, W/C = 0,5, $f_{c,28} = 35$ MPa, cem = 0, age = 365 days)



Фиг. 8. Влияние на активни минерални добавки върху карбонизацията на бетона

Освен като количество, свързващото вещество влияе върху процеса на карбонизация и със съдържанието на активни минерални добавки, които присъстват в него, освен портландциментов клинкер. Моделът с ANN прогнозира нарастване на дълбочината на карбонизация с увеличаване на дела на активните минерални добавки – това нарастване е по-изразено, когато съдържанието на активни минерални добавки надхвърли 20 – 30% – фиг. 8.

5. Заключение

Невронните мрежи позволяват достоверно да се прогнозира дълбочината на карбонизация на бетона, включително с неконвенционални пълнители (рециклирани или изкуствени порести добавъчни материали). За да се отчетат особеностите на рециклираните добавъчни материали е необходимо във входните параметри да се включат фактори като обемна плътност на зърното и/или порестост, както и количеството (по обем или маса) на порьозните добавъчни материали, тъй като процесът на дифузия зависи не само от капилярно-порьозната структура на циментовия камък, но и от поровото пространство на добавъчните материали.

Установено е, че процесът на карбонизация при бетоните с рециклирани добавъчни материали протича с толкова по-голяма скорост, колкото съдържанието на последните е по-голямо, както и с колкото по-ниска обемна плътност са те. Определящи обаче са класическите фактори от състава на бетона – количество и вид на свързващото вещество и водоциментното отношение. Използването на рециклиран пясък води до значително повишаване на дълбочината на карбонизация, което предполага по-дебели покрития на армировката. При употребата само на едър добавъчен материал, за да се ограничи дълбочината на карбонизация, може да се използва завишено количество цимент – около 400 kg/m^3 при замяна от 100% на естествения едър добавъчен материал с рециклиран и около 300 kg/m^3 , когато замяната е частична (8 – 50%). Моделът с ANN потвърждава резултатите от класическия подход на изследване на карбонизацията, включително и за ролята на активните минерални добавки – когато съдържанието им надхвърли 20 – 30% съществува риск от по-бърза карбонизация.

Следователно, ANN са надеждно средство за анализ и прогнозиране на сложни и комплексни процеси, свързани с бетона, при които класическият подход изисква твърде много време и ресурси, а параметричните модели имат ограничена надеждност.

Благодарности

Настоящата научноизследователска разработка по договор БН-165/2014 е подкрепена финансово от Център за научни изследвания и проектиране при УАСГ.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Хаджиева-Захариева, Р., Бошнаков, Д.* Изследване на процеса на карбонизация на бетоните, съдържащи рециклирани добавъчни материали от бетонови строителни отпадъци. Юбилейна научна конференция „60 години УАСГ“, 20 – 23 ноември 2002, София, // Годишник на УАСГ, том V, стр. 251 – 260, 2003.

2. *De Brito, J., Saikia, N.* Recycled Aggregate in Concrete. ISBN 978-1-4471-4539-4, 2013.
3. *Atis, C. D.* Accelerated carbonation and testing of concrete made with fly ash. *Construction and Building Materials*, Volume 17, Issue 3, Pages 147 – 152, April 2003.
4. *Chávez-Ulloa, E. et al.* Corrosion Process of Reinforced Concrete by Carbonation in a Natural Environment and an Accelerated Test Chamber. *Int. J. Electrochem. Sci.* 8, 9015 – 9029, 2013.
5. *Durán-Herrera, A. et al.* Accelerated and natural carbonation of concretes with internal curing and shrinkage/viscosity modifiers. *Materials and Structures*, April 2015, Volume 48, Issue 4, pp 1207 – 1214, 2015.
6. *Duval, R.* La Durabilité des armatures et du béton d'enrobage, Durabilité des bétons, sous la dir. de J. BARON et J. P. OLLIVIER, Presse de l'ENPC, Paris, 1992.
7. *Houst, Y., Wittmann, F.* Retrait de carbonatation. Second CANMET/ACI Int. Conf on Durability of concrete, ed. V. M. Malhotra, Nice, France, 255 – 260, 1994.
8. *Houst, Y., Saduki, H. and Wittmann, F.* Influence of aggregate concentration on the diffusion of CO₂ and O₂, Interfaces in Cementitious Composites. RILEM Proceeding 18, Edited by J. C. Maso, Publ. By E&FN Spon, Toulouse, France, 1992.
9. *Baron, J. et J.-P. Olivier.* Les bétons. Bases et données pour leur fabrication, sous la direction de Editions Eyrolles. Paris, 1996.
10. *Erdem, H.* Prediction of the moment capacity of reinforced concrete slabs in fire using artificial neural networks. *Advances in Engineering Software* 41, pp. 270 – 276, 2010.
11. *Duan, Z., Kou, S., Poon, C.* Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks. *Construction and Building Materials* 40, pp. 1200 – 1206, 2013.
12. *Dantas, A., Leite, M., Nagahama, K.* Prediction of compressive strength of concrete containing construction and demolition waste using artificial neural networks. *Construction and Building Materials* 38, pp. 717 – 722, 2013.
13. *Topcu, I., Saridemir, M.* Prediction of properties of waste AAC aggregate concrete using artificial neural network. *Computational Materials Science* 41, pp. 117 – 125, 2007.
14. *Bal, L., Buyle-Bodin, F.* Artificial neural network for predicting drying shrinkage of concrete. *Construction and Building Materials* 38, pp. 248 – 254, 2013.
15. *Кънчева, Я., Захариева, Р.* Приложение на изкуствените невронни мрежи като инструмент за анализ и прогноза в областта на строителните материали и конструкции. Сб. доклади 14-та Межд. научна конф. ВСУ'2014, 5 – 6 юни, София, България, том IV, стр. 478 – 484, 2014.
16. *Duan, Z., Kou, S., Poon, C.* Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks. *Construction and Building Materials* 40, pp. 1200 – 1206, 2013.
17. *Arnould, M., Virlogeux, M.* Granulats et bétons légers. EAN13 : 9782859780869, 1986.
18. *Harrison, T. et al.* Experience of using the prTS12390-12 accelerated carbonation test to assess the relative performance of concrete: *Magazine of Concrete Research*, 64(8), 737 – 747, 2012.
19. *Dunster, A.* Accelerated Carbonation Testing of Concrete, Building Research Establishment. Watford, UK. BRE information paper IP20/00.
20. *Domone, P., John Illston* (Editors). *Construction Materials: Their Nature and Behaviour*. Fourth Edition, Spon press, ISBN 9780415465151, 2010.
21. *Neville, A. M.* *Properties of Concrete* – 5th ed. ISBN 978-0-273-75580, 2011.

22. *Захариева, Р., Петров, Б.* Възможности за влагане на едър добавъчен материал от рециклирана керамика за направата на конструктивни бетони: модул на еластичност. Сб. докл. Межд. конф. ВСУ‘2015, 4 – 5 юни София, 2015.

23. *Петров, Б., Захариева, Р.* Възможности за влагане на едър добавъчен материал от рециклирана керамика за направата на конструктивни бетони: якостни свойства. Сб. докл. от Първа научно-приложна конф. с межд. участие „Управление на проекти в строителството“, УАСГ, декември 2014, София, стр. 65 – 70, ISSN 2367-6752, 2015.

MODELING OF CONCRETE CARBONATION PROCESS BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS: APPLICATION TO RECYCLED AGGREGATE CONCRETE

R. Zaharieva¹, Y. Kancheva², B. Petrov³

Keywords: recycled aggregate, concrete, carbonation, prediction, artificial neural networks

ABSTRACT

Carbonation of concrete is a very complex process, depending on numerous factors, which is slowly developed in time and leads to changes in both composition and structure of concrete. Even with ordinary concrete (made of dense aggregate), the prediction of carbonation depth is quite approximate. The bigger porosity of recycled aggregate makes concrete a priori more vulnerable to the carbon dioxide. When a classic approach is applied in the concrete carbonation studies, there are a lot of resources and time to be attributed. The present paper demonstrates a new approach in the carbonation depth prediction – by using the Artificial Neural Network (ANN), which gives the possibility to treat huge number of existing data, to take into prognosis considerable amounts of influencing factors and to analyse which of them are the most significant. It has been found that the developed ANN model is adequate and gives a perfect correlation between experimental and simulated data. Thus it can serve for predicting the carbonation depth of recycled aggregate concrete.

¹ Roumiana Zaharieva, Assoc. Prof. Dr. Eng., Dept. “Building Materials and Insulations”, UACEG, 1 H. Smirnenski Blvd., Sofia 1046, e-mail: roumiana.zaharieva@gmail.com

² Yana Kancheva, Assist. Eng., Dept. “Descriptive Geometry and Engineering-Constructive Graphics”, UACEG, 1 H. Smirnenski Blvd., Sofia 1046, e-mail: ykancheva@gmail.com

³ Boyan Petrov, Assist. Eng., Dept. “Building Materials and Insulations”, UACEG, 1 H. Smirnenski Blvd., Sofia 1046, e-mail: petrov.uacg@gmail.com

