

Modélisation du temps de carbonatation d'un matériau exposé à la carbonatation naturelle.

KOUASSI Franck Antelme¹, DAUXOIS Jean-Yves¹, DUPRAT Frédéric², de LARRARD Thomas², DEBY Fabrice²

¹ *Institut de Mathématiques de Toulouse; UMR5219, Université de Toulouse; CNRS, INSA, F-31077 Toulouse, France, fkouassi@insa-toulouse.fr*

² *Laboratoire de Matériaux et Durabilité des Constructions, Université de Toulouse, INSA-UPS, 135 avenue de Rangueil, 31077 Toulouse cedex 04, France.*

RESUME : Nous avons mené une étude sur le temps de carbonatation à partir d'une base de données de mesures de carbonatation recueillies sur des structures soumises à la carbonatation naturelle. Nous avons utilisé l'analyse de survie pour identifier les principaux facteurs influençant le temps de carbonatation et proposer un modèle à risques proportionnels. Ce modèle a ensuite été utilisé pour évaluer la fiabilité d'un matériau soumis à la carbonatation selon différents scénarios de réchauffement climatique.

ABSTRACT : A study of the time-to-carbonation was conducted using survival analysis tools on a database composed of carbonation measurements from structures exposed to natural carbonation. These analyses allowed for the proposal of a proportional hazards model that models the effects of the main factors that influence time-to-carbonation. The model was then used to evaluate the reliability of a material exposed to carbonation under different climate warming scenarios.

Mots-clés : Carbonatation naturelle, Béton armé, Corrosion des armatures, Modèle à risques proportionnels, Analyse de survie.

I. INTRODUCTION

La corrosion des armatures des infrastructures en béton armé est un processus chimique qui se déroule en deux phases : la phase d'initiation et la phase de propagation (TUUTTI (1992)). La carbonatation, inévitable pour la plupart des infrastructures en béton armé, est l'un des principaux éléments déclencheurs de la phase d'initiation de la corrosion. Dans cette étude, nous nous focalisons sur le rôle de la carbonatation dans le déclenchement de la phase d'initiation.

Le CO₂ gazeux se dissout dans les pores du béton puis réagit avec l'hydroxyde de calcium (Portlandite) présente dans la pâte de ciment. La consommation de la Portlandite conduit à la baisse du pH de la solution interstitielle du béton qui, combinée à d'autres phénomènes chimiques, déclenche la phase d'initiation de la corrosion (voir e.g OLLIVIER et VICHOT (2008)). La cinétique du processus de carbonatation dépend de nombreux facteurs repartis en trois groupes : les facteurs internes au béton (le rapport eau sur ciment, la quantité d'hydrates, la résistance à 28 jours, etc.);

les facteurs technologiques (conditions de cure et temps de cure) et les facteurs environnementaux (l'humidité relative, la température, la concentration atmosphérique de CO₂, etc.).

La connaissance du niveau de carbonatation à un moment donné de la période d'exploitation de la structure en béton armé est souhaitable pour les propriétaires et les gestionnaires, car elle permet de mettre en place des maintenances correctives. Ainsi, de nombreux travaux ont été réalisés et/ou sont en cours de réalisation pour prédire le niveau de carbonatation. En se basant sur les techniques de modélisation utilisées, on distingue trois catégories de modèles de carbonatation:

- Les modèles numériques (voir e.g B. et A. (2003); M. (2006)) ;
- Les modèles empiriques (voir e.g ALEXANDER, MACKECHNIE et AM (2007)) ;
- Les modèles analytiques. (voir e.g V.G., C.G. et N (1991); BAKKER (1994); ATIS, (2004); CEB-FIP (2010); P.HILL et al. (2015); TAFSESE, SISTONEN et PUTTONEN (2015)).

Nous porterons dans ce papier, un intérêt particulier à la dernière catégorie de modèles. En effet, reposant essentiellement sur l'utilisation de la solution analytique de la première loi de Fick, les modèles analytiques sont couramment utilisés par les ingénieurs génie civil pour évaluer le niveau de carbonatation d'une structure exposée à la carbonatation naturelle. La profondeur carbonatée X_c ([mm]) et l'âge t ([Année]) du matériau sont généralement liés par la relation suivante:

$$X_c = K\sqrt{t}, \quad (1)$$

où K est appelé coefficient de carbonatation. Il permet de prendre en compte l'effet des facteurs pouvant impacter le niveau de carbonatation. Les modèles analytiques diffèrent les uns des autres par l'expression de K .

Papadakis (V.G., C.G. et N (1991)) fut l'un des premiers auteurs à proposer un modèle dans lequel l'expression de K dépend de la microstructure du béton. Bakker (BAKKER (1994)) reprend ce modèle en intégrant en plus de la composition du béton, l'effet de l'humidité relative et du cycle de mouillage-séchage. Cependant, étant donné que ces modèles ont été calibrés sur des données de carbonatation accélérée, leur utilisation pour étudier la carbonatation en conditions réelles peut être difficile.

Le modèle de la *fib-Model Code 2010* donné à l'équation (2) est couramment utilisé par évaluer le niveau de carbonatation.

$$X_c(t) = \sqrt{2 \cdot k_e \cdot k_c \cdot C_s \cdot R_{NAC,0}^{-1} \cdot t \cdot W_t}, \quad (2)$$

avec :

- $X_c(t)$ ([mm]) est la valeur de profondeur carbonatée à l'âge t ([Année]) du béton,
- k_e ([–]) est un facteur quantifiant l'effet de l'humidité relative,
- k_c est le facteur de cure ([–]),
- C_s représente la quantité de CO₂ atmosphérique ([kg/m³]),
- W_t est appelé facteur de pluviométrie ([–]),
- $R_{NAC,0}^{-1}$ est la résistance inverse à la carbonatation du béton ([mm²/Année)/(kg/m³)].

Cependant, l'utilisation de ce modèle reste limitée car des tests supplémentaires de carbonatation accélérée sont indispensables pour déterminer la valeur du paramètre $R_{NAC,0}^{-1}$.

Il existe également des modèles issus de l'approche statistique. On peut citer les travaux de ATIS (2004) et de HILL et al. (2015). Le premier se focalise sur l'effet de la résistance à la compression et de la porosité sur la carbonatation des bétons à base de cendres volantes et le modèle proposé dans HILL et al. (2015) ne prend pas en compte tous les facteurs influents de la carbonatation.

En s'inspirant du modèle la *fib-Model Code 2010* et en analysant des données issues de structures exposées à la carbonatation naturelle, deux modèles de carbonatation (l'un basé sur les modèles linéaires généralisés et l'autre sur les modèles de dégradation Gamma) ont été proposés par KOUASSI et al. (2022). Toutefois, ces modèles ne prennent pas en compte l'effet de l'évolution dans le temps des facteurs environnementaux qui est une information pouvant permettre de mieux quantifier l'effet de ces facteurs sur la carbonatation.

Ainsi, dans cette étude, nous utilisons les outils de l'analyse de survie pour identifier et modéliser l'effet des facteurs (qu'ils soient dépendants ou indépendants du temps) qui influencent le temps de carbonatation. Nous appelons *temps de carbonatation*, le temps mis par le processus de carbonatation pour atteindre les armatures du béton. Cette étude sera présentée en trois grandes parties. Dans la première, nous présenterons brièvement l'analyse de survie et ses outils. La deuxième partie sera consacrée à la modélisation du temps de carbonatation. Enfin, nous utiliserons le modèle obtenu pour évaluer le temps de carbonatation d'une structure exposée à la carbonatation naturelle sous plusieurs scénarios de réchauffement climatiques.

II. OUTILS DE L'ANALYSE DE SURVIE

Analyse de survie est un ensemble d'outils statistiques permettant d'étudier le temps avant l'occurrence d'un événement d'intérêt (la panne d'un composant, la signature du premier CDI d'un nouveau diplômé, la guérison d'un patient suite à un traitement, etc.) et des différents facteurs pouvant influencer ce dernier. L'une des grandes forces des modèles de survie est leur capacité à prendre en compte les informations dites *censurées*. En effet, dans certaines études, il arrive que le vrai temps d'occurrence de l'événement d'intérêt ne soit directement observé pour certains individus, et dans ce cas les données obtenues sont appelées données censurées. Les types de censures les plus couramment rencontrés sont :

- La censure à droite (right censored) : C'est lorsqu'on est seulement capable d'observer que l'événement ne s'est pas encore produit à l'instant R.
- La censure à gauche (left censored) : C'est lorsqu'on est seulement capable d'observer que l'événement s'est déjà produit à l'instant L.

Les données obtenues dans une expérience de survie où chaque individu est observé une seule fois et où l'information obtenue à l'instant de l'observation est soit censurée à gauche, soit censurée à droite, sont appelées des données d'état actuel (ou "current status data" en anglais).

Désignons par T la v.a.r qui associe les instants d'occurrence de l'événement d'intérêt. Naturellement, T est une variable aléatoire positive discrète ou continue. En supposant que T est une v.a.r continue, elle peut être caractérisée par sa fonction de densité ou par sa fonction de

réparation. Cependant, en analyse de survie, T est décrite par sa fonction de survie ou de fiabilité (reliability function) notée $R(\cdot)$. La fiabilité d'une entité à l'instant $t > 0$ est la probabilité que l'événement ne se produise pas dans l'intervalle de temps $[0, t]$. En d'autres termes,

$$R(t) = P(T \geq t) \quad (3)$$

T est aussi caractérisée par la donnée de sa fonction de risque instantané (hazard function). Le risque instantané (hazard rate) ou taux de défaillance à l'instant t noté $\lambda(t)$ est donné par :

$$\lambda(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\mathbb{P}(t \leq T < t + h \mid T \geq t)}{h} \quad (4)$$

C'est la probabilité infinitésimale que l'événement se produise juste après l'instant t sachant qu'il ne s'était pas encore produit à t . Ces deux fonctions sont liées par la relation suivante :

$$R(t) = \exp\left(-\int_0^t \lambda(s) ds\right) = \exp(-\Lambda(t)) \quad (5)$$

où la quantité $\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(s) ds$ désigne le risque cumulé à l'instant t .

Dans le cas où l'événement ne s'est pas encore produit à un instant $x > 0$, l'on s'intéresse souvent à la durée restante avant l'occurrence. Ce temps est appelé *durée de vie résiduelle*, et la probabilité que cette durée soit supérieure à une valeur t est appelée fiabilité conditionnelle à l'âge x et est notée $R_x(t)$, avec :

$$R_x(t) = \frac{R(x+t)}{R(x)} \quad (6)$$

Comme énoncé précédemment, l'analyse de survie permet également d'étudier l'effet des caractéristiques de l'entité sur le temps d'occurrence de l'événement d'intérêt. Les modèles de régression en survie sont des outils développés à cet effet. Ils diffèrent par la manière dont l'effet des caractéristiques est quantifié. Ainsi, on distingue : les modèles à risques proportionnels ou modèles de Cox (COX (1972)) (proportional hazard model), modèles à cotes proportionnelles, les modèles à risques additionnels et les modèles AFT (Accelerated Failure Time). Dans ce papier, nous nous concentrons que sur les modèles à risques proportionnelles que nous désignons par PH modèles. Désignons par $Z(t) = (Z^1(t), \dots, Z^p(t))^T$ le vecteur des valeurs des p facteurs (ou covariables) à t et par $Z^*(t) = \{Z(u), 0 \leq u < t\}$ l'histoire de $Z(t)$. La covariable $Z(t)$, $j = 1, \dots, p$ peut être indépendante ou dépendante du temps. Dans le cas où la covariable $Z(t)$ est invariant dans le temps, on la notera simplement Z . Les modèles de Cox supposent que pour tout instant t , le risque instantané conditionnellement à $Z^*(t)$ est donnée par :

$$\lambda_{(\theta, \beta)}(t \mid Z^*(t)) = \lambda_\theta(t) \exp(\beta^T Z(t)), \quad (7)$$

où :

— $\lambda_\theta(\cdot)$ est appelée fonction de risque de base. C'est la fonction de risque lorsque toutes les valeurs des covariables sont nulles. Elle est entièrement décrite le paramètre θ qui est à estimer.

— $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)$ est le vecteur des coefficients de régression. Il est à estimer. Chaque β_j , $j = 1, \dots, p$, quantifie l'effet de la covariable Z sur la fonction de risque.

La célébrité des modèles de Cox est due à la facilité d'interprétation des coefficients de régression. Pour tout $j = 1, \dots, p$ et $t > 0$, si $\beta_j > 0$, alors en supposant invariant les valeurs des covariables Z^k (k différent de j), l'augmentation d'une unité de Z_j , va entraîner une augmentation du taux de défaillance. A contrario, si $\beta_j < 0$, l'augmentation d'une unité de Z_j , va entraîner une baisse du taux de défaillance. Les paramètres du modèle θ et β sont estimés par maximum de vraisemblance.

III. ANALYSE DE SURVIE DE LA CARBONATATION

A. Base de données de modélisation

La base de données utilisée pour notre analyse est constituée de 735 mesures de carbonatation issues de structures en béton armé exposées à la carbonatation naturelle. Ces données proviennent essentiellement de la bibliographie : LIANG, HUANG et FANG (2013); EKOLU (2020); EKOLU et EDE (2014); GUIGLIA et TALIANO (2013); NEVES, BRANCO et DE BRITO (2013) et N. REVIRON AND A. URRUTIA (2016). Les informations recueillies sur les matériaux sont décrites dans le tableau 1.

TABLEAU 1. Descriptif des variables utilisées dans notre étude.

Variable	Description	Unité
X	Âge de la structure	[Année]
Y	Profondeur de carbonatation à X	[mm]
C	Épaisseur de l'enrobage	[mm]
f_{cm}	Résistance mécanique	[Mpa]
t_c	Temps de cure	[Jour]
Sl_t	Variable indiquant si le matériau est couvert ou non	[-]

En plus de ces caractéristiques, nous avons collecté auprès des stations météo les plus proches de chaque lieu d'exposition les valeurs annuelles des facteurs environnementaux tels que : l'humidité relative (Rh) [%], la température (Tp) [°C], la pression atmosphérique de CO_2 (P_{CO_2}) [ppm] et la proportion annuelle de jours de pluie (Dp) [-]. Comme on peut le voir dans l'équation (7), l'histoire de chaque facteur dépendant du temps est indispensable pour pouvoir modéliser son effet sur le risque. Ainsi, pour chaque structure et pour chaque année de la date de construction (donnée par la variable ToM) à l'année 2021, nous avons collecté les valeurs moyennes annuelles de chaque variable environnementale. Cependant, pour la variable (P_{CO_2}), seule l'historique de la période 2003-2021 est disponible. Ainsi, pour cette variable nous considérons la valeur moyenne observée sur la 2003-2021. Le tableau 2 donne un extrait de la base de modélisation (pour deux matériaux appelés respectivement id 588 et id 457). Comme on peut le remarquer, pour les matériaux protégés de la pluie, variable Dp prend la valeur 0.

TABLEAU 2. Extrait de quelques lignes de la base de données de modélisation.

id	X	t_c	f_cm	Y	C	Tp	Rh	Pco2	Dp	Slit	ToM	Localisation
588	4	4	43.0	5.38	40	17.45	77.20	392.28	0.26	Oui	2013	Cascais
588	4	4	43.0	5.38	40	17.29	77.67	392.28	0.32	Oui	2013	Cascais
588	4	4	43.0	5.38	40	17.56	77.79	392.28	0.24	Oui	2013	Cascais
588	4	4	43.0	5.38	40	16.94	75.64	392.28	0.22	Oui	2013	Cascais
457	4	2	32.5	12.00	30	25.34	63.60	400.05	0.00	Non	2017	Bhopal
457	4	2	32.5	12.00	30	25.79	65.07	400.05	0.00	Non	2017	Bhopal
457	4	2	32.5	12.00	30	25.74	59.66	400.05	0.00	Non	2017	Bhopal
457	4	2	32.5	12.00	30	26.14	60.06	400.05	0.00	Non	2017	Bhopal

V. MODELISATION DU TEMPS DE CARBONATATION

Nous nous intéressons au temps de carbonatation. C'est-à-dire à la v.a.r T qui associe la valeur de l'instant où la carbonatation va atteindre les armatures :

$$T = \min\{t, Y(t) = C\}. \quad (8)$$

On rappelle que pour former notre base de données, chaque structure a été observée une seule fois après un nombre d'années de vie donné, noté X . À cette date d'observation, nous n'observons que si le matériau est déjà carbonaté (i.e $T < X$) ou non carbonaté (i.e $T > X$). Les données obtenues sont donc des *current status data*.

Désignons par $\delta = I(T > X)$, alors l'information contenue dans la base de données est résumée par le vecteur aléatoire $(X, \delta, Z^*(X))$. Soit $\{(X_i, \delta_i, Z_i^*(X_i)), i = 1, \dots, n\}$, n observations indépendantes et identiques de $(X, \delta, Z^*(X))$. Alors sous l'hypothèse des modèles de Cox, le log de vraisemblance est alors donné par :

$$l_n(\theta, \beta) = \sum_{i=1}^n \delta_i \log(R_{(\theta, \beta)}(X_i | Z_i^*(X_i))) + (1 - \delta_i) \log(1 - R_{(\theta, \beta)}(X_i | Z_i^*(X_i))), \quad (9)$$

avec $R_{(\theta, \beta)}(X_i | Z_i^*(X_i)) = \exp\left(-\int_0^{X_i} \lambda_{(\theta, \beta)}(s | Z_i^*(s)) ds\right)$. L'expression de $\lambda_{(\theta, \beta)}(s | Z_i^*(s))$,

$\forall s \geq 0$ est donnée par la relation (7).

L'ajustement du modèle de Cox est effectué en deux étapes : 1) identification de la forme du $\lambda_{\theta}(\cdot)$ qui convient le mieux à nos données; 2) estimation des paramètres du modèle et sélection du meilleur modèle. Pour identifier la forme la plus adaptée de $\lambda_{\theta}(\cdot)$, détermine l'estimateur non-paramétrique de la fonction de risque cumulé. Ensuite, on effectue des tests d'adéquation de loi pour identifier la famille de distribution usuelle (loi exponentielle, loi de Weibull, loi Gamma, etc.) la mieux adaptée cet estimateur ainsi obtenu. Nos analyses (test d'équation graphique et test de Kolmogorov-Smirnov) relèvent que l'estimateur non-paramétrique obtenu avec nos données s'ajustent mieux à une loi de Weibull. On rappelle que la fonction de risque cumulé pour une loi de Weibull de paramètre de forme $a > 0$ et de paramètre d'échelle $b > 0$ est donnée par :

$$\Lambda_{(a,b)}(t) = \left(\frac{t}{b}\right)^a. \quad (10)$$

Ainsi, dans la suite de notre analyse, les paramètres du modèle $\theta = (a, b)$ et β ont été estimés en remplaçant l'expression de $\lambda_{(\theta, \beta)}(s | Z_i^*(s))$ dans la formule (9) par

$$\lambda_{(a, b, \beta)}(s | Z_i^*(s)) = \frac{at^{a-1}}{b^a} \exp(\beta^T Z(t)). \quad (11)$$

En ce qui concerne la sélection de modèle, elle consiste à identifier le modèle dont toutes les variables ont un effet significatif. La significativité de l'effet d'une covariable est testée à travers le test de Wald dont l'hypothèse nulle est $H_0: \beta_j = 0, \forall j = 1, \dots, p$. Ainsi, l'effet du facteur Z est considéré comme significatif si la p-value du test de Wald est inférieure à un certain seuil (généralement pris égale à 5%). Nos analyses révèlent qu'à l'exception de la variable t_c , toutes les variables ont un effet significatif sur le risque. Par ailleurs, on remarque que l'effet de la variable Dp est plus significatif lorsqu'elle est considérée comme indépendant du temps. Les valeurs estimées des paramètres, leur erreur d'estimation et les p-values des tests de Wald sont donnés dans le tableau 3.

TABLEAU 3. : Paramètres estimés, leur erreur standard et les p-valeurs des tests Wald.

Paramètre	Valeur estimée	Erreur Std.	p-valeur
a	1.15	0.21	2.28×10^{-8}
β_0	-80	34.1	0.019
β_c	-0.32	0.03	5.55×10^{-16}
$\beta_{f_{cm}}$	-0.04	0.01	0.0006
β_{Dp}	14.5	2.19	2.26×10^{-11}
$\beta_{P_{co2}}$	0.21	0.08	0.012
β_{Rh^*}	-0.09	0.02	1.56×10^{-11}
β_{Tp^*}	0.27	0.04	7.08×10^{-7}

β_0 est tel que $b = e^{\frac{-\beta_0}{a}}$. L'indication * signifie que la variable est considérée dans la modélisation comme dépendant du temps.

Le modèle obtenu permet d'évaluer la fonction de risque instantané d'un matériau exposé à la carbonatation naturelle en utilisant la formule de l'équation (12), Pour cela, il faut disposer des informations suivantes : la valeur de l'enrobage et de la résistance à la compression, la valeur moyenne annuelle de la concentration en CO2 du lieu d'exposition, le nombre moyen annuel de jours de pluie, et l'historique des valeurs moyennes annuelles de l'humidité relative et de la température.

$$\lambda(t | Z^*(t)) = at^{a-1} \exp(-80 - 0.32C + 14.5Dp - 0.04f_{cm} + 0.21P_{co2} - 0.1Rh(t) + 0.28Tp(t)), \quad (12)$$

avec $a = 1.5$.

VI. QUELQUES APPLICATIONS DU MODELE OBTENUE

A. Analyse de la fiabilité d'un béton armé exposé à différents types de climat.

Considérons un matériau construit en 1986 de valeur d'enrobage $C = 36\text{mm}$ et de valeur de résistance mécanique $f_{cm} = 43.28\text{MPa}$. On suppose que ce matériau est exposé dans 3 villes de France

(Marseille, Paris, Strasbourg) de caractéristiques climatiques différentes (voir Tableau 4). Pour mettre en évidence l'effet du climat sur la fiabilité du matériau, on calcule avec notre modèle les valeurs de la fonction de fiabilité sur la période 1986-2021. La Figure 1 présente l'évolution de la fonction de fiabilité et de son intervalle confiance (en pointillé) du matériau, obtenue pour les trois lieux d'exposition : Marseille (courbe rouge), Paris (courbe verte) et Strasbourg (courbe bleue).

TABLEAU 4. Valeurs moyennes sur la période 1986-2021 des caractéristiques climatiques des villes d'exposition du matériau.

	$T_p[^\circ\text{C}]$	$R_h[\%]$	$P_{co2}[\text{ppm}]$	$D_p[\text{jour}]$
Marseille	15.58	69.2	394.2	81.3
Paris	14.45	80.8	394.3	117.0
Strasbourg	10.3	77.5	394.0	124.3

Les résultats révèlent que les valeurs de la fiabilité sont les plus faibles pour la ville de Marseille. En effet, les pores d'un matériau placé dans un climat sec avec une température relativement élevée sont moins saturés en eau, ce qui favorise la diffusion plus rapide de CO_2 et donc la carbonatation.

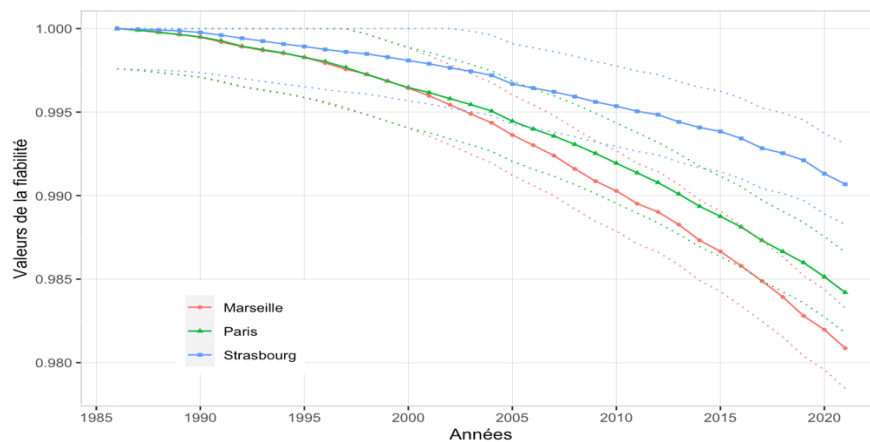


FIGURE 1. Évolution de la fiabilité du matériau selon son environnement d'exposition.

A contrario, dans un environnement avec un climat similaire à celui de Strasbourg (humide avec une température relativement faible), la diffusion du CO_2 dans les pores du matériau est ralentie, ce qui implique un niveau de carbonatation plus faible et donc des valeurs plus élevées de fiabilité pour cette ville. La position des courbes de fiabilité de Paris et de Strasbourg est due aux valeurs de la température et de la pression atmosphérique de CO_2 . En effet, bien que ces deux villes aient des valeurs similaires d'humidité relative, l'environnement de Paris reste plus sec et plus chargé en CO_2 que celui de Strasbourg. Ces différences environnementales affectent la vitesse de carbonatation du matériau et ont donc un impact sur sa fiabilité.

B. Prévision de la fiabilité sous différents scénarios de réchauffement climatiques.

Il faut noter que la valeur de la fiabilité du matériau dépend non seulement de l'environnement dans lequel il est exposé mais aussi de ses caractéristiques intrinsèques. Dans le cas présent, les résultats de la Figure 1 montrent que malgré les différences environnementales entre les villes, le matériau reste très fiable dans toutes les conditions (98% de chance de ne pas atteindre un état de carbonatation critique pour la ville de Marseille). Ceci est principalement dû à ses propriétés intrinsèques, notamment sa grande résistance et son épaisseur d'enrobage importante. Cependant, une question qui pourrait se poser est la suivante : combien d'années supplémentaires ce matériau peut-il résister à la carbonatation avant que celle-ci ne se produise avec une forte probabilité ?

Pour répondre à cette interrogation, on se propose, à l'aide de notre modèle d'évaluer les probabilités de survie conditionnelle pour les 20 années à venir. Les valeurs des caractéristiques climatiques n'étant pas encore observées, on se place sous les scénarios d'évolution climatique A1B, A2 et B1 proposés dans IPCC (2007) par le Panel Intergouvernemental du Changement Climatique (Intergovernmental Panel on Climate Change). En bref, le scénario B1 décrit un future avec un climat optimiste, à l'opposé du le scénario A2 qui décrit un future avec un climat pessimiste. Le scénario A1B quant à lui décrit un monde futur avec climat modéré. Les courbes d'évolution des caractéristiques du climat sous ces différents scénarios sont représentées à la Fig. 2.

Les courbes de survie conditionnelles à 35 ans représentées sur la Figure 3 indiquent que si le matériau est exposé aux scénarios A1B, A2 et B1, il pourra continuer à fonctionner respectivement pendant environ 10, 12 et 17 ans supplémentaires avant d'avoir 100% de chances d'atteindre un niveau critique de carbonatation. Les probabilités de survie conditionnelle sont plus élevées sous le scénario A2 que sous le scénario A1B, car bien que les deux scénarios aient des valeurs similaires pour les variables R_h , T_p et D_p , les valeurs de la pression partielle de CO_2 (P_{CO_2}) sont plus élevées sous A1B que sous A2 pour la période considérée (voir Fig. 3). Cette différence explique pourquoi le matériau pourrait survivre plus longtemps sous le scénario A2 que sous le scénario A1B.

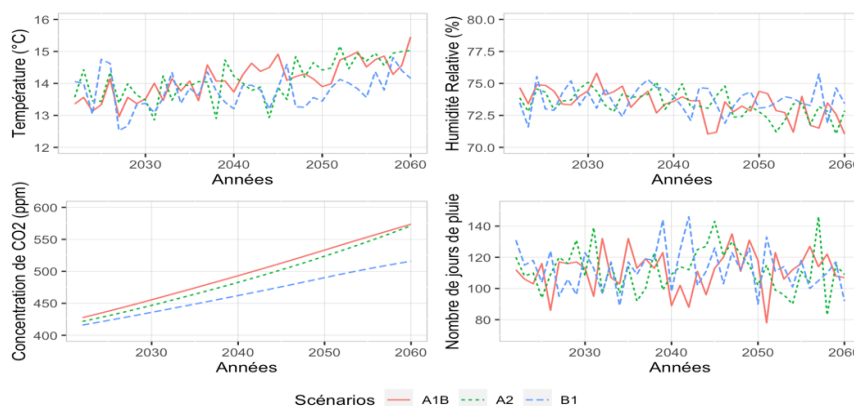


FIGURE 2. Évolution des caractéristiques du climat de Paris sous les scénarios A1B, A2 et B1.

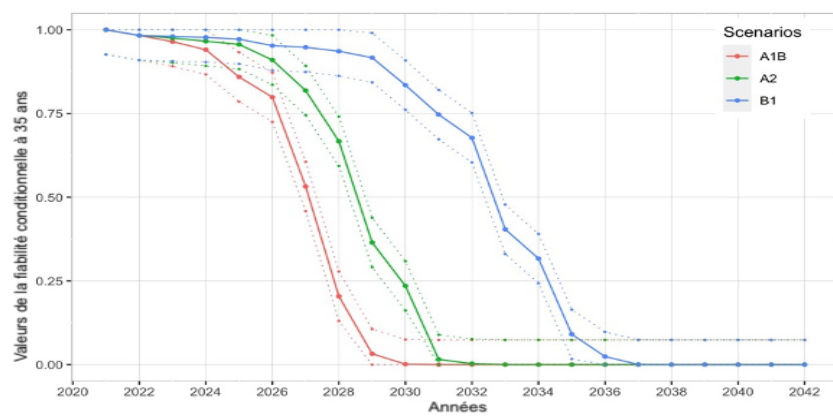


FIGURE 3. Courbes de survie conditionnelles à 35 ans sous les scénarios de changement climatique A1B, A2 et B1.

VII. CONCLUSION

Les modèles de durée de vie sont des outils statistiques efficaces et simples qui permettent d'analyser le temps avant que la carbonatation ne se produise dans un béton armé. Nous avons proposé un modèle de durée de vie en analysant des données de carbonatation de structures exposées à la carbonatation naturelle. Ce modèle prend en compte l'effet des principaux facteurs de carbonatation tout en prenant en compte la variabilité temporelle des facteurs environnementaux. Il permet également d'évaluer la fiabilité du matériau en termes de carbonatation sous différents scénarios de réchauffement climatique.

REFERENCES

- ALEXANDER, M.G., J.R. MACKECHNIE et W. AM (2007). "Carbonation of concrete bridge structures in three South African localities". In : *Elsevier Science*.
- ATIS, Cengiz Duran (2004). "Carbonation-Porosity-Strength Model for Fly Ash Concrete". In : *Journal of Materials in Civil Engineering, Vol. 16, Issue 1, February 2004, American Society of Civil Engineers*.
- B., Bary et Seillier A. (2003). "Coupled moisture-carbon dioxide-calcium transfer for carbonation of concretes". In : *Proceeding of EURO-C 2003, Computational modelling of the Concrete Structures*.
- BAKKER, R. (1994). "Predictions of service life of reinforcement in concrete under different climatic conditions at given cover". In : *International Conference on Corrosion and corrosion protection of steel in concrete, Sheffield, UK*.
- CEB-FIP (2010). "Model Code for Service Life Design, bulletin 34". In : section B1.2.7.
- COX, David R. (1972). "Regression models and life-tables". In : *Journal of the Royal Statistical Society, Series B. 34 (2)*.
- EKOLU, Stephen O. (2020). "Model for natural carbonation prediction (NCP) : Practical application worldwide to real life functioning concrete structures". In : *Engineering Structures, Volume 224*.
- EKOLU, Stephen O. et W.F van EDE (2014). "Condition assessment of a Johannesburg skyscraper". In : *International Conference on Construction Materials and Structures (ICCMATS), Johannesburg, South Africa*.

- GUIGLIA, Matteo et Maurizio TALIANO (2013). "Comparison of carbonation depths measured on in-field exposed existing r.c. structures with predictions made using fib-Model Code 2010". In : *ELSEVIER, Cement and Concrete Research Volume 38*.
- IPCC (2007). *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis. Contribution of WorkingGroup I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel onClimate Change*. Rapp. tech.
- KOUASSI, Franck A. et al. (2022). "Engineering statistical models for carbonation depth". In : *European Journal of Environmental and Civil Engineering*.
- LIANG, Ming-Te, Ran HUANG et Shen-Ann FANG (2013). "Carbonation Service Life Prediction of Existing Concrete Viaduct/ bridges using time-dependent reliability analysis". In : *Journal of Marine Science and Technology, Vol. 21*.
- M., Thierry (2006). "Modélisation de la carbonatation atmosphérique des matériaux cimentaires". In : *Etudes et Recherches des LPC*.
- N. REVIRON AND A. URRUTIA (2016). "Corrosion investigation programme on 28 Frenchcooling tower shells". In : *Proceeding of the international conference on industrial chimneys cooling towers, ICCT2016*, p. 379-86.
- NEVES, R., F. BRANCO et J. DE BRITO (2013). "Field assessment of the relationship between natural and accelerated concrete carbonation resistance". In : *Cement and Concrete Composites* 41, p. 9-15. ISSN : 0958-9465. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2013.04.006>.
- ODD, Aalen (1978). "Nonparametric inference for a family of counting processes". In : *The Annals of Statistics, pp. 701-726*.
- OLLIVIER, J-P. et A. VICHOT (2008). *La durabilité des bétons*. Sous la dir. de Presses de l'école nationale des ponts et CHAUSSÉES, p. 347-358.
- P.HILL, Thomas et al. (2015). "Statistical analysis of the carbonation rate of concrete". In : *ELSEVIER, Cement and Concrete Research Volume 72*.
- TAFFESE, W. Z., Esko SISTONEN et Jari PUTTONEN (2015). "SCaPrM : Carbonation prediction model for reinforced concrete using machine learning methods". In : *ELSEVIER, Cement and Concrete Research Volume 100*.
- TUUTTI, K. (1992). "Corrosion of steel in concrete," in : *Swed. Cement-Concrete Researches Institute, Stockholm*.
- V.G., Papadakis, Vayenas C.G. et Fardis M. N (1991). "Experimental investigation and mathematical modeling of the concrete carbonation problem". In : *Chem. Eng. Sci.*, p. 1333-1338.