

ACTUALISATION PROBABILISTE POUR L'APPROCHE PERFORMANTIELLE DE LA DURABILITÉ

Frédéric DUPRAT, Alain SELLIER, Nicolas HYVERT

Université de Toulouse, LMDC UPS/INSA

Patrick ROUGEAU

CERIB

1. INTRODUCTION

Les structures en béton subissent l'agression de nombreux agents susceptibles de mettre à mal leur durabilité : gaz carbonique et chlorures demeurent parmi les plus fréquents. Pour qualifier la durabilité d'une structure à l'égard de ces agresseurs, et mettre en évidence sa performance vis-à-vis d'une cible prédéfinie, il convient de coupler la modélisation des phénomènes à la prise en compte des incertitudes liées à la fois aux phénomènes et à leur modélisation.

Les grandeurs liées aux phénomènes décrits dans ces modèles sont nombreuses, et ne peuvent pas toujours être connues de manière précise : la mesure physique de ces dernières, par exemple les coefficients de diffusion, est généralement assez délicate, et la plupart du temps indirecte. Les résultats attendus par les modèles sont en revanche plus aisés à évaluer : les profondeurs de carbonatation s'obtiennent par des procédés expérimentaux bien établis.

Les incertitudes qui pèsent sur ces modèles, tant sur la description de la physique que sur les grandeurs dont elle dépend, conduisent à devoir éclairer les prédictions obtenues pour qualifier la performance d'une structure par une approche probabiliste, outil rationnel de prise en compte de l'aléa. L'information statistique sur les grandeurs mesurées peut bénéficier, dans le cadre de l'approche probabiliste, du formalisme bayésien. Celui-ci vise en effet la mise à jour a posteriori, basée sur les observations disponibles des phénomènes, de lois de probabilité proposées a priori des variables des modèles.

On peut alors aisément envisager d'associer des mesures de la dégradation, à des échéances données, à l'actualisation de la prévision probabiliste de performance. L'étude présentée ici illustre cette démarche dans le cas de la carbonatation des structures en béton.

2. MODÉLISATION

Le transfert du gaz carbonique dans la structure poreuse du béton résulte d'une physique de diffusion, couplée à un terme de puits activé par les réactions des hydrates (dissolution de la portlandite et des gels de CSH). Les conditions environnementales interviennent par l'intermédiaire des grandeurs thermodynamiques modifiant les conditions de transfert : température, humidité de l'air et pression de gaz carbonique. Sans décrire en détail la physique des phénomènes, nous présentons ci-après le modèle simplifié retenu, issu du projet européen Duracrete (Duracrete 2000) et du Code Modèle de la FIB (FIB 2006).

2.1. Modèle simplifié de carbonatation

Ce modèle résulte de la résolution de l'équation de diffusion du CO₂ seul dans la porosité du béton, à température constante. Le transfert d'humidité n'est pas considéré, mais l'influence de celle-ci l'est toutefois. La profondeur de carbonatation x_c s'exprime par

$$x_c = \sqrt{2k_e k_c C_s t \frac{D_{eff}}{a} \left(\frac{t_0}{t} \right)^w} \quad (1)$$

où D_{eff} est le coefficient de diffusion effectif du CO_2 (mesuré à une échéance t_0) dans la porosité non saturée du béton carbonaté, a la quantité de matériau carbonatable, C_s la pression de CO_2 à la surface du béton, k_e un facteur d'environnement, k_c un facteur de cure, w un facteur pseudo-climatique, et t l'échéance considérée. L'expression de D_{eff} (m^2/s) retenue est la suivante (Papadakis *et al.* 1997)

$$D_{\text{eff}} = 1,64 \cdot 10^{-6} \varepsilon_c^{1,8} (1 - \text{HR})^{2,2} \quad (2)$$

où HR est l'humidité relative et ε_c la porosité de la pâte du béton carbonaté dépendant de la composition du béton (quantités et masses volumiques respective des granulats, ciment et eau), des quantités des principaux hydrates du ciment (portlandite et gels de C-S-H) et de la variation de leur volume molaire lors de la carbonatation. La quantité de matériau carbonatable a (kg/m^3) est ici réduite à la portion de portlandite accessible après la cure du béton, soit

$$a = \beta_{\text{CH}} \text{CH} \alpha_{\text{CH}} \frac{M_{\text{CO}_2}}{M_{\text{CaO}}} \quad (3)$$

où CH est la quantité de portlandite (kg/m^3), α_{H} le degré d'hydratation du ciment, M_{CO_2} et M_{CaO} les masses molaires respectives du gaz carbonique et de la calcite. Le coefficient β_{CH} traduit la part relative de portlandite susceptible de réagir. Les coefficients k_e et k_c , ainsi que l'exposant w , sont des facteurs d'influence des paramètres environnementaux, des paramètres de cure et de l'exposition à la pluie (DARTS 2004). Le coefficient k_e s'écrit

$$k_e = \frac{x_{\text{c,obs}}}{x_{\text{c,lab}}} \approx \left(\frac{1 - \text{HR}_{\text{obs}}^f}{1 - \text{HR}_{\text{lab}}^f} \right)^g \quad (4)$$

où HR_{obs} est l'humidité relative, correspondant à la profondeur $x_{\text{c,obs}}$ mesurée sur site, HR_{lab} est l'humidité relative correspondant à la profondeur $x_{\text{c,lab}}$ mesurée en laboratoire ($\text{HR}_{\text{lab}}=65\%$). Les exposants f et g peuvent être fixés respectivement à 5 et 2,5. Le coefficient k_c s'écrit

$$k_c = \left(\frac{t_c}{7} \right)^{b_c} \quad (5)$$

où b_c suit une loi normale de moyenne -0,567 et d'écart-type 0,024, t_c est la durée de la cure. w est estimé par une relation empirique tenant compte du nombre de jours d'exposition de la surface de béton à des précipitations significatives (supérieures à 2,5 mm/jour).

2.2. Structure carbonatée considérée

Nous nous intéressons à des éléments exposés à la carbonatation atmosphérique pour lesquels 470 valeurs de profondeurs de carbonatation ont été mesurées par le CERIB à une échéance de 7 ans (Hyvert *et al.*, 2006). L'humidité relative de l'air et la pression partielle de CO_2 sont voisines respectivement de 75% et de $6,1 \cdot 10^{-4} \text{ kg}/\text{m}^3$. Ces éléments ont été confectionnés en usine avec un béton dont la composition exacte n'est pas connue : les éléments rapportés dans le Tableau 1 sont donc hypothétiques, mais néanmoins très plausibles.

Paramètre	Valeur	Commentaires
Ciment	365 kg/m^3	CEM I 52,5 R
Granulats	1850 kg/m^3	
Eau	165 kg/m^3	
Cure thermique	6h à 60°C	Refroidissement libre
Durée de cure	1 jour	

Tableau 1 – Composition du béton d'usine

Pour la composition proposée, le coefficient de diffusion, supposé correspondre à une mesure à 28 jours, peut être estimé à $D_{\text{eff}}=1,68 \cdot 10^{-8} \text{ m}^2/\text{s}$, avec une valeur de porosité $\varepsilon_c=0,427$, et la quantité de matériau carbonatable à $a=65,2 \text{ kg}/\text{m}^3$, compte tenu d'un degré d'hydratation atteint après la cure $\alpha_{\text{H}}=80\%$, et d'une proportion de portlandite accessible $\beta_{\text{CH}}=85\%$. Les facteurs d'influence peuvent être estimés à $k_e=0,66$, $k_c=3$ et $w=0,1$.

3. ASPECTS PROBABILISTES

3.1. Eléments de formalisme bayésien

Le formalisme bayésien consiste à replacer le principe du maximum de vraisemblance dans un cadre où les paramètres recherchés des lois de distribution (espérance, variance, etc...) ne sont plus des quantités déterministes mais des variables aléatoires, dont on conjecture des lois a priori (Droesbeke *et al.*, 2002). La construction d'un réseau bayésien résulte de la transposition de ce formalisme à la théorie des graphes orientés acycliques. Dans un tel graphe, chaque nœud représente une variable aléatoire, et les arcs orientés entre les nœuds sont les liens de

causalité entre les variables. Il s'agit de variables discrètes, présentant un nombre fini d'états. Pour déterminer la probabilité pour chaque variable d'être dans un état donné, il faut au préalable définir les probabilités pour la variable d'être dans cet état, sachant tous les états possibles des variables dont elle dépend. Si les variables sont continues, il convient au préalable de les discrétiser et d'associer à chaque état discret une probabilité a priori. Dans le cas qui nous intéresse, la variable x_c dépend de plusieurs variables indépendantes D_{eff} , a , k_e , k_c , sa probabilité s'écrit

$$p(x_c) = \sum_{D_{eff}, a, k_e, k_c} p(x_c | D_{eff}, a, k_e, k_c) p(D_{eff}, a, k_e, k_c) \quad (6)$$

avec $p(D_{eff}, a, k_e, k_c) = p(D_{eff})p(a)p(k_e)p(k_c)$

expression dans laquelle la probabilité conditionnelle $p(x_c | D_{eff}, a, k_e, k_c)$ doit déjà être connue. Sa détermination est l'objet du calcul de la table de probabilités conditionnelles du réseau. Cette table est par exemple calculée par simulations de Monte Carlo portant sur les variables indépendantes. Le nombre choisi de tirages pour chaque état conditionne la précision de cette table. Une fois connue $p(x_c)$, les lois a posteriori peuvent être calculées simplement à partir d'un ensemble de mesures de x_c . Si $p(x_c | o)$ est la loi de x_c sachant les observations (mesures de x_c), l'application du théorème de Bayes, par exemple pour $p(D_{eff} | o)$, conduit à

$$p(D_{eff} | o) = p(D_{eff} | x_c) p(x_c | o)$$

avec $p(D_{eff} | x_c) = \frac{p(x_c | D_{eff}) p(D_{eff})}{p(x_c)}$ (7)

3.2. Loïs de distribution a priori des variables aléatoires du modèle

Les lois a priori sont portées dans le Tableau 2. Elles ont été estimées à partir de propositions issues du Code Model FIB (FIB 2006) et de simulations de Monte Carlo.

Variable	Loi de distribution	Moyenne	CoV	Min	Max
D_{eff} (m ² /s)	Lognormale	$1,68 \cdot 10^{-8}$	0,60		
a (kg/m ³)	Normale	65,2	0,16		
k_e	Beta	0,66	0,55	0,1	1,1
k_c	Normale	3	0,30		

CoV : coefficient de variation

Tableau 2 - Loïs de probabilité a priori

4. APPLICATION DU FORMALISME BAYÉSIEN

4.1. Construction du réseau

L'application de la démarche est conduite à l'aide du logiciel Netica, dans sa version libre (Netica 2007). La discrétisation des variables doit être réalisée avec soin, car l'actualisation en dépend, par l'intermédiaire de la table de probabilité conditionnelle et de la répartition des mesures observées. Si les observations sont toutes agrégées dans un seul état de la variable x_c , l'actualisation sera nécessairement peu pertinente.

4.2. Inférence sur le réseau

La table de probabilités conditionnelles est calculée à partir d'échantillons de 500 simulations. L'actualisation est opérée grâce à l'histogramme expérimental des mesures (Figure 1). La moyenne des mesures est 2,09 mm et l'écart type est 0,54 mm. Afin d'ajuster au mieux les lois a posteriori aux observations, nous proposons ici de procéder à plusieurs actualisations successives, en prenant pour chaque actualisation les lois a posteriori précédentes comme lois a priori. L'inférence est toujours réalisée sur les mêmes données expérimentales.

4.3. Résultats

Les lois a posteriori obtenues sont portées dans le Tableau 3. L'actualisation porte davantage sur la variable qui, de par son influence sur le modèle et sa loi de distribution, a le plus de poids dans la table de probabilités conditionnelles. Cette influence est traduite par la réduction de variance de la variable induite par une observation sur x_c , donnée ici en configuration a priori du réseau.

La forme des lois est supposée conservée dans l'actualisation. On constate que celle-ci porte principalement sur la variable k_e , dont la sensibilité à une observation de x_c est plus grande. La moyenne, l'écart-type et la forme de la loi de x_c ont déterminés par simulations. La moyenne et l'écart-type convergent vers les valeurs expérimentales, ce

qui confère une très bonne plausibilité aux lois pour l'ensemble des variables du modèle, alors qu'aucune observation n'est directement disponible sur celles-ci.

Paramètre	Loi de distribution	Itération	Moyenne	Ecart-type	Réduction de variance
D_{eff} (m ² /s)	Lognormale	0	$1,68 \cdot 10^{-8}$	$1,00 \cdot 10^{-8}$	27,1 %
	-	1	$1,20 \cdot 10^{-8}$	$6,71 \cdot 10^{-9}$	21,7 %
	-	2	$1,18 \cdot 10^{-8}$	$5,93 \cdot 10^{-9}$	25,3 %
	-	3	$1,19 \cdot 10^{-8}$	$5,42 \cdot 10^{-9}$	
a (kg/m ³)	Normale	0	62,5	9,8	2,3 %
	-	1	64,0	9,6	2,1 %
	-	2	64,0	9,4	2,8 %
	-	3	63,9	9,3	
k_e	Beta	0	0,660	0,36	47,3 %
	-	1	0,275	0,25	50,9 %
	-	2	0,203	0,16	43,3 %
	-	3	0,180	0,11	
k_c	Normale	0	3,00	0,89	8,8 %
	-	1	2,68	0,92	15,3 %
	-	2	2,71	0,87	17,9 %
	-	3	2,75	0,84	
x_c (mm)	Beta	0	4,73	2,41	
	Lognormale	1	2,50	1,35	
	-	2	2,17	1,03	
	-	3	2,11	0,83	

Tableau 3 - Lois de probabilité a posteriori (hormis pour l'itération 0)

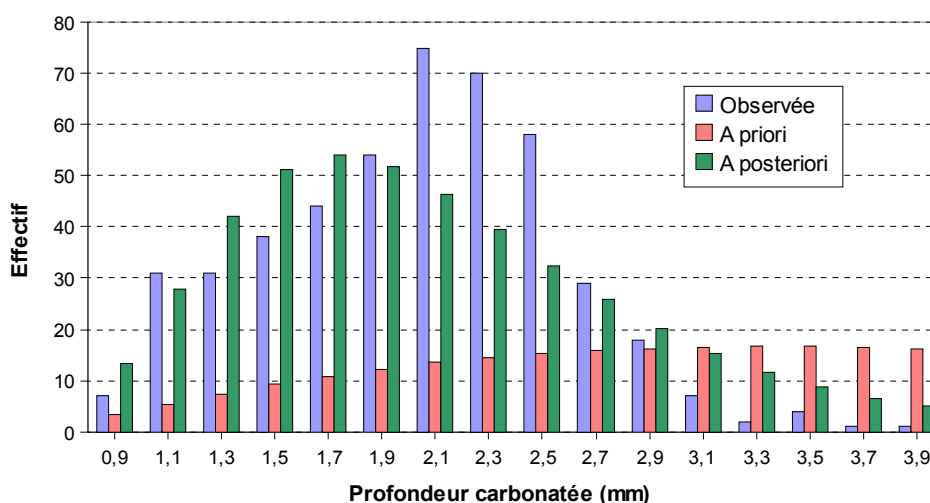


Figure 1 – Distributions de x_c expérimentale, a priori et a posteriori après 3 actualisations

5. UTILISATION DE L'ACTUALISATION BAYÉSIENNE POUR L'APPROCHE PERFORMANTIELLE

Dans l'optique où l'on s'intéresse au comportement à long terme d'une structure réalisée avec le béton étudié ici, et en particulier si l'on souhaite justifier de sa performance quant à sa durabilité à l'égard de la carbonatation, une démarche pragmatique peut consister à estimer la durée d'exposition à l'échéance de laquelle le risque de carbonatation n'est plus acceptable. Pour cela il convient, comme il a été montré précédemment, de connaître avec la meilleure crédibilité possible les lois de distribution des variables d'intérêt impliquées dans le phénomène étudié, à partir d'observations sur le matériau dans des conditions proches de celles de l'ouvrage en service. Notons, en ce qui concerne la carbonatation, que des mesures réalisées après plusieurs années d'exposition permettent de bien rendre compte des effets induits par les cycles naturels d'humidification-séchage, qui favorisent le phénomène et sont par ailleurs difficilement reproductibles en laboratoire.

A partir d'une description assez précise des lois de distribution, une approche probabiliste peut être envisagée, sur la date d'expiration de la durabilité ou bien sur l'état limite de durabilité, ce qui permet une comparaison plus aisée avec les recommandations réglementaires en termes d'indice de fiabilité. La durabilité visée concerne la dépassement des armatures consécutive à la carbonatation.

5.1. Date d'expiration de la durabilité vis-à-vis de la carbonatation

La durée d'exposition à l'échéance de laquelle la carbonatation atteint les armatures est directement déterminée via l'équation (1), en imposant à x_c la valeur de l'enrobage. D'après les caractéristiques de la composition du béton (Tableau 1), on peut envisager pour celui-ci une classe de résistance C45/55, ce qui conduit à des valeurs d'enrobage $c_{min,dur}$ conformes à l'EC2 de 15 mm pour une classe d'exposition XC1, et 25 mm pour une classe d'exposition XC2/XC3, en l'absence de marge Δc_{dev} appliquée à $c_{min,dur}$. Dans les Tableaux 4.a et 4.b sont portés les fractiles de la date d'expiration obtenus par simulations, pour les deux valeurs d'enrobage envisagées, et sous trois hypothèses concernant le coefficient de variation de l'enrobage, supposé suivre une loi lognormale.

Fractile	Lois a priori			Lois a posteriori après 3 actualisations		
	CoV=0	CoV=0,10	CoV=0,30	CoV=0	CoV=0,10	CoV=0,30
5%	9	9	6	91	92	55
10%	14	13	9	138	124	82
15%	17	17	12	192	162	112
85%	280	297	307	1189	1235	1431
90%	388	450	467	1475	1516	1915
95%	558	773	888	2088	2116	3139

Tableau 4.a – Valeurs des fractiles avec un enrobage de 15 mm (ans)

Fractile	Lois a priori			Lois a posteriori après 3 actualisations		
	CoV=0	CoV=0,10	CoV=0,30	CoV=0	CoV=0,10	CoV=0,30
5%	34	36	20	327	319	240
10%	49	47	34	494	446	356
15%	61	62	44	688	582	475
85%	1006	976	1021	4262	4377	5270
90%	1393	1520	1637	5289	5434	6533
95%	2003	2680	3088	7488	8028	10324

Tableau 4.b – Valeurs des fractiles avec un enrobage de 25 mm (ans)

D'un point de vue pratique, si l'on assimile la date d'expiration à une variable «résistante», seuls les fractiles faibles, 5% ou 10%, sont intéressants, les autres ne sont indiqués que comme mesure de la dispersion de la distribution. Les valeurs des fractiles sont nettement améliorées par l'apport via le formalisme bayésien d'une estimation plus réaliste des lois. Remarquons que le contraire aurait aussi bien pu se produire si les lois a priori avait été choisies de façon exagérément optimistes. Il est logique de remarquer une réduction de la valeur des fractiles avec l'augmentation de l'incertitude sur l'enrobage (de son coefficient de variation). On pourrait conclure d'après ces résultats que la performance de la structure est démontrée après actualisation, les dates d'expiration étant systématiquement supérieures à la durée de service de l'ouvrage (50 ans). Cependant, le risque de carbonatation n'apparaît pas clairement dans ce type de résultat : il est à cet égard plus pertinent de s'intéresser à la probabilité d'atteinte des armatures par le front de carbonatation au cours du temps.

5.2. Indice de fiabilité vis-à-vis de la carbonatation

L'état limite considéré ici est simplement la marge existant entre l'enrobage c et la profondeur de carbonatation, soit

$$G(c, D_{eff}, a, k_e, k_c) = c - \sqrt{2k_e k_c C_s t \frac{D_{eff}}{a} \left(\frac{t_0}{t} \right)^w} \quad (8)$$

où $G()$ est la fonction d'état limite (ou de défaillance). Les variables aléatoires considérées sont c , D_{eff} , a , k_e et k_c , les autres paramètres prenant les valeurs précédemment indiquées.

L'indice d'Hasofer-Lind β , utilisé dans cette application, est défini comme la distance la plus courte entre la surface de défaillance d'équation $G(u)=0$ et l'origine du repère dans l'espace standardisé. Dans ce dernier toutes les variables aléatoires, composantes du vecteur u , sont adimensionnelles, suivent une loi normale centrée réduite et sont stochastiquement indépendantes. Le passage de l'espace physique où les variables, composante du vecteur x , suivent des lois quelconques, à l'espace standardisé, s'effectue par une transformation isoprobabiliste, notée

$u=T(x)$. La minimisation de $(u^T u)^{1/2}$ sous la contrainte $G(u)=0$ est opérée par l'algorithme d'Adbo-Rackwitz, implanté dans le logiciel Comrel (Comrel, 2008), qui fournit la position du point de défaillance le plus probable P^* , tel que $\beta=||OP^*||$. La connaissance de P^* permet également de connaître l'incidence relative des variables sur l'indice de fiabilité, définie par les cosinus directeurs α^* de OP^* , tels que $OP^*=\beta\alpha^*$.

La première application de nous proposons est de déterminer l'incidence des variables aléatoires sur l'indice de fiabilité, afin de savoir si elle corrobore celle mise en évidence lors de l'actualisation bayésienne des lois de probabilité. Les hypothèses quant à la loi de probabilité de c sont identiques à celles envisagées en 5.1. L'échéance considérée est $t=7$ ans. Les résultats sont portés dans les Tableaux 5.a et 5.b.

Sensibilité (α^*_i) ²	Lois <i>a posteriori</i> après 3 actualisations		
	CoV=0	CoV=0,10	CoV=0,30
c		8,5	35,7
D_{eff}	46,5	40,3	20,4
a	7,8	6,4	2,7
k_e	34,6	34,6	33,2
k_c	11,0	10,1	6,5

Tableau 5.a – Valeurs des sensibilités des variables pour un enrobage de 15 mm (%)

Sensibilité (α^*_i) ²	Lois <i>a posteriori</i> après 3 actualisations		
	CoV=0	CoV=0,10	CoV=0,30
c		17,8	41,8
D_{eff}	57,1	46,2	22,7
a	12,1	9,2	3,3
k_e	24,2	24,9	25,9
k_c	10,3	9,6	6,3

Tableau 5.b – Valeurs des sensibilités des variables pour un enrobage de 25 mm (%)

On constate que les incidences des variables sur l'actualisation bayésienne et sur l'indice de fiabilité se recoupent, sans être parfaitement similaires toutefois. Ce résultat n'est pas surprenant dans la mesure où le modèle de carbonatation seul et la fonction d'état limite ne sont pas confondus : la fonction d'état limite fait intervenir une variable supplémentaire, l'enrobage c , qui n'a pas été pris en compte dans l'approche bayésienne, les observations recueillies ne portant pas sur ce dernier simultanément aux profondeurs carbonatées. A peu de chose près cependant, dans le cas où l'enrobage est déterministe (CoV=0) et égal à 15 mm, la hiérarchie des variables en termes de sensibilité est conservée.

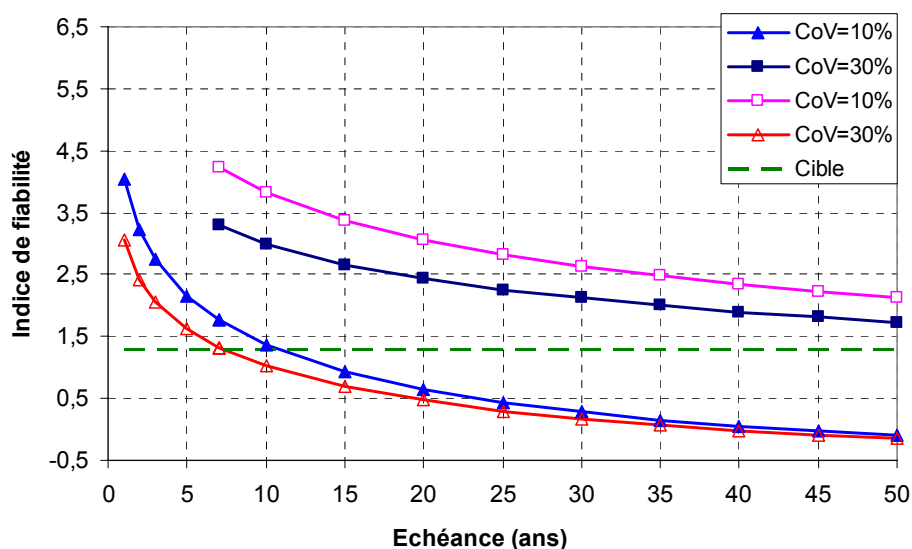


Figure 2 – Variation de l'indice de fiabilité pour un enrobage de 15 mm

La seconde application que nous proposons concerne la variation de l'indice de fiabilité au cours du temps, déterminé pour les deux valeurs de coefficients de variation de l'enrobage, avec les lois a priori pour toutes les échéances et les lois a posteriori après 3 actualisations à partir de l'échéance 7 ans. Les courbes obtenues sont portées sur les Figures 2 et 3.

Sur les figures est également indiqué l'indice de fiabilité cible recommandé par le Code Modèle de la FIB (FIB 2006) à l'égard de la dépassement des armatures du fait de la carbonatation du béton. Cet indice cible est proposé pour le niveau de fiabilité RC2 sous les hypothèses que la face de béton est directement exposée à l'environnement agressif et que les autres conditions d'initiation de la corrosion sont remplies (présence d'oxygène et d'humidité au voisinage des armatures). L'accord sur cette valeur de l'indice cible pour la durabilité ne fait encore l'unanimité : on comprend en effet que la considération de la seule dépassement des armatures soit un critère assez sévère pour un état limite, même s'agissant de la durabilité. Des études plus avancées permettant de connaître la probabilité de départ de corrosion une fois la dépassement acquise seraient à cet égard riches d'information.

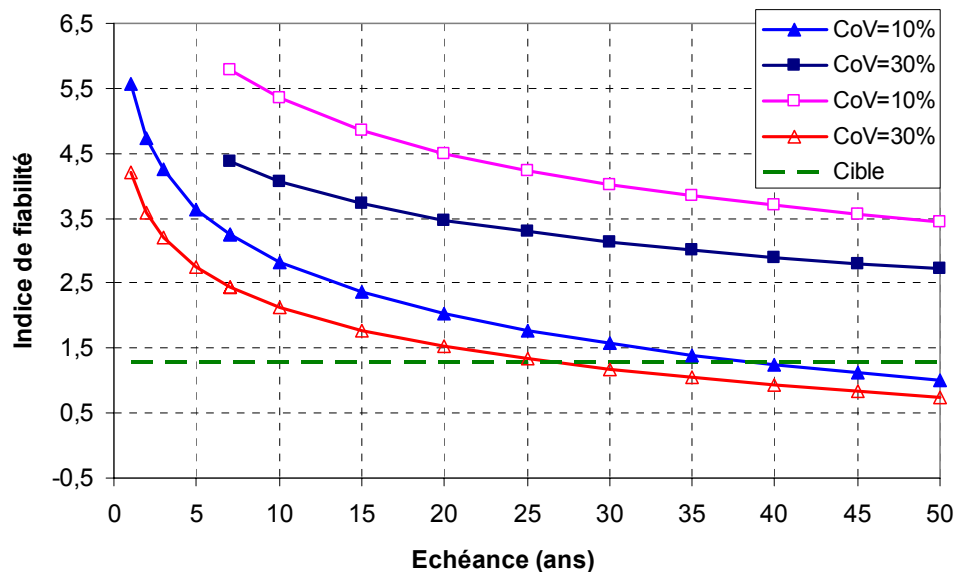


Figure 3 – Variation de l'indice de fiabilité pour un enrobage de 25 mm

Les résultats obtenus conduisent aux mêmes commentaires que dans le cas où la date d'expiration de la durabilité était étudiée : la performance de la structure est acquise au-delà de 50 ans grâce aux informations apportées par l'actualisation probabiliste. Cette assertion est par ailleurs étayée par une connaissance rationnelle du risque de dépassement des armatures via l'indice de fiabilité, ce qui rend cette approche plus pertinente que la simple estimation de la date d'expiration de la durabilité. Si la conclusion contraire s'était imposée, les valeurs des sensibilités des variables à l'échéance au-delà de laquelle on aurait observé un risque excessif ($\beta < 1,3$ pour $t < 50$ ans) auraient permis de guider l'expérimentation à produire en focalisant l'acquisition de nouvelles données pour les variables les plus sensibles.

6. CONCLUSION

L'approche probabiliste de la durabilité nécessite la connaissance de lois de probabilités des variables considérées comme aléatoires dans les modèles. Les données sont généralement peu nombreuses et portent sur les résultats des modèles plus que sur les variables. L'inférence bayésienne sur un réseau construit à partir d'un modèle de durabilité apparaît alors comme un outil pertinent car elle permet d'obtenir les lois de probabilité des variables aléatoires du modèle les plus plausibles étant données les observations recueillies sur la "sortie". L'illustration apportée ici concerne un modèle de carbonatation simplifié. Les observations ne portent que sur la profondeur carbonatée à 7 ans. Utilisée en boucle, l'inférence bayésienne livre les lois a posteriori conduisant à la profondeur calculée la plus proche statistiquement de la profondeur réelle. Cette actualisation des lois permet par la suite d'envisager la justification de la performance de la structure sur la base d'une étude probabiliste du risque de dépassement par carbonatation des armatures, intégrant des lois de probabilités plus pertinentes que celles choisies a priori. On évite ainsi partiellement l'écueil de la multiplicité des hypothèses sur les lois de distribution, qui est souvent un frein et une critique justifiée quant à l'emploi des approches probabilistes. Dans le cas de notre étude, l'actualisation a montré que l'évolution de l'indice de fiabilité était moins défavorable qu'envisagée a priori : l'actualisation aurait également pu souligner le contraire, en fonction des observations expérimentales. Dans un tel cas, la connaissance de l'incidence des variables sur l'indice de fiabilité aurait pu guider les nouvelles investigations expérimentales à entreprendre.

7. BIBLIOGRAPHIE

DARTS, Durable and Reliable Tunnel Structures: Data, Deterioration modelling, European Commission, Growths 2000, Contract G1RD-CT-2000-00467, Project GrD1-25633, 2004.

Droesbeke J.-J., Fine J., Saporta G., Méthodes bayésiennes en statistique, Editions Technip, Mai 2002,

Duracrete, Statistical quantification of the variables in the limit state functions, Contract BRPR-CT95-0132, Project BE95-1347, The EU – Brite EuRam III, January 2000.

Comrel, Reliability Consulting Programs, Munich, Germany, 2008.

FIB, Model Code for Service Life Design, Task Group 5.6, February 2006.

Hyvert N., Perlot C., Rougeau P., Sellier A., Duprat F., Approche probabiliste de la durabilité : intérêt pour l'optimisation des produits préfabriqués, Rencontres universitaires de Génie Civil, La Grande Motte, Juin 2006.

Netica 4.02, 1990-2007 Norsys Software Corp, 2007.

Papadakis V.G., Vayenas C.G., Fardis M.N., Physical and chemical characteristics affecting the durability of concrete, ACI, Materials Journal, 88, p 186-196, 1991.