

Une extension des modèles graphiques de durée pour estimer l'évolution des coûts de maintenance dans le logement résidentiel

Julien Blanchard¹, Philippe Leray¹, Florianne Marandel², Thomas Piton²

¹Nantes Université, École Centrale Nantes, CNRS, LS2N UMR 6004, F-44000 Nantes, France

²EP, F-44000 Nantes, France

julien.blanchard@ls2n.fr, philippe.leray@ls2n.fr, florianne.m@ep.fr, thomas@ep.fr

Abstract

Afin de réduire les émissions de gaz à effet de serre dans le secteur du bâtiment, les pouvoirs publics adoptent des mesures incitatives en faveur de la rénovation énergétique des logements. Mais l'identification d'une stratégie de rénovation optimale pour un logement donné est une tâche difficile. Dans cet article, nous proposons de modéliser le vieillissement de l'habitat résidentiel ainsi que sa maintenance afin d'estimer l'évolution des coûts d'entretien et d'énergie d'un logement au fil des années. Notre modélisation repose sur une extension des Modèles Graphiques de Durée où la loi de durée est associée non pas aux états du système mais aux transitions entre états. L'approche est appliquée dans le cadre d'une collaboration avec EP, entreprise qui valorise les données du logement résidentiel et propose des services pour un habitat plus durable.

Le bâtiment est à l'échelle mondiale l'un des secteurs les plus émetteurs de gaz à effet de serre. Ceci englobe la construction et la démolition des bâtiments, mais surtout leur usage et leur entretien qui restent la part prépondérante des émissions (Schwartz, Raslan, and Mumovic 2018). Réduire les émissions du secteur représente un défi colossal, en particulier pour les pays riches qui sont confrontés à un parc immobilier vieillissant. Comme l'a indiqué le dernier rapport des Nations Unies sur l'état mondial des bâtiments et de la construction (UNEP 2022), le secteur n'est pas encore

sur la bonne voie pour parvenir à la neutralité carbone en 2050.

Pour atteindre cet objectif, la rénovation énergétique des bâtiments est un outil incontournable, qui de plus permet de répondre à des enjeux sociaux (lutte contre la précarité énergétique, soutien du pouvoir d'achat). Ainsi, les Nations Unies préconisent pour les pays riches un taux de rénovation du parc immobilier de 2.5% à l'horizon 2030 (1% aujourd'hui en moyenne dans l'Union Européenne). Par exemple en France, 14 millions de logements aux étiquettes E, F et G sont à rénover en priorité (HCC 2020). Mais l'identification d'une stratégie de rénovation optimale pour un bâtiment donné est une tâche difficile car elle nécessite de mettre en regard le coût des travaux et les économies attendues après rénovation, en considérant les nombreux choix techniques possibles pour la rénovation, et en tenant compte des politiques publiques incitatives comme des contraintes spécifiques liées aux usages du bâtiment. Des chercheurs ont proposé des systèmes d'aide à la décision pour choisir un plan de rénovation optimal (Juan, Gao, and Wang 2010) (Chantrelle et al. 2011), quand d'autres se sont intéressés à l'estimation du temps avant la première rénovation (Cho and Yoon 2016) (Farahani, Wallbaum, and Dalenbäck 2019) (Kwon et al. 2021). Cependant, ces solutions ne permettent pas de prévoir l'évolution des coûts d'entretien et d'énergie du bâtiment sur son cycle de vie, informations qui nous paraissent essentielles pour motiver le choix d'un plan de rénovation dans le contexte

multifactoriel décrit précédemment. Dans cet article, nous proposons de mettre la dimension temporelle au centre de la démarche en modélisant le vieillissement des composants et équipements dans le logement résidentiel, notamment la maison individuelle.

De nombreux travaux traitent de la modélisation du vieillissement d'un équipement. Les chaînes de Markov par exemple sont appropriées pour la modélisation des transitions dans un système multi-états (Aven and Jensen 2008). La principale limite de cette approche est la contrainte implicite sur les temps de séjour du système dans chacun de ses états, qui sont nécessairement distribués géométriquement ou exponentiellement. Pour contourner ce problème, les modèles semi-Markoviens ont été proposés pour spécifier explicitement la distribution des temps de séjour dans chaque état (Limnios and Oprisan 2001). D'autres recherches portent sur la modélisation d'une politique de maintenance pour un système qui vieillit, comme les travaux de (Corset 2003) qui traitent de la construction pratique d'un Modèle Graphique Probabiliste (MGP) dans le contexte de la sûreté de fonctionnement. (Kang and Golay 1999) ont proposé un MGP statique pour la modélisation de la maintenance en incluant explicitement une couche diagnostic. Enfin, à partir d'une idée proposée par Murphy (2002), Donat et al. (2010) introduisent les Modèles Graphiques de Durée (MGD), un DBN utilisant une variable temps de séjour associée à l'état des variables afin d'enrichir le modèle et améliorer son apprentissage. Dans cet article, nous présentons une extension des MGD où la loi de durée n'est pas associée aux états mais aux transitions entre états. Nous utilisons cette solution pour modéliser le vieillissement d'une maison individuelle et sa maintenance, et en déduire l'évolution des coûts de maintenance et d'énergie du logement sur son cycle de vie. L'approche a été appliquée dans le cadre d'une collaboration avec l'entreprise EP afin d'évaluer l'impact d'une rénovation globale sur la facture habitat et de motiver le choix d'un plan de rénovation.

Concepts préliminaires

Réseaux Bayésiens dynamiques

Les réseaux bayésiens dynamiques (RBD) (Dean and Kanazawa 1989) (Dagum, Galper, and Horvitz 1992) (Murphy 2002) sont des extensions des réseaux bayésiens classiques permettant de modéliser des processus aléatoires.

Soient $(\mathbf{X}_t)_{t \in \mathbb{N}} = (X_{1,t}, \dots, X_{N,t})_{t \in \mathbb{N}}$ un ensemble de variables aléatoires indexées par un temps discret t .

Nous nous intéressons plus particulièrement aux RBD à un pas de temps (aussi appelés RBD à deux tranches de temps ou 2dBN) qui modélisent des processus de Markov d'ordre 1, pour lesquels $\mathbf{X}_t \perp \mathbf{X}_{1:t-2} \mid \mathbf{X}_{t-1}$, et stationnaires, i.e. dont la structure et les paramètres ne dépendent pas de t .

Un 2dBN est défini par une paire $(\mathcal{M}_1, \mathcal{M}_\rightarrow)$. \mathcal{M}_1 est un réseau bayésien décrivant la distribution initiale $P_1(\mathbf{X}_1) = \prod_{n=1}^N P_{n,1}(X_{n,1} \mid \mathbf{X}_{\text{pa}_{n,1}})$ avec $\mathbf{X}_{\text{pa}_{n,1}}$ qui désigne l'ensemble des variables parents de $X_{n,1}$. \mathcal{M}_\rightarrow est un RB particulier décrivant la distribution $P_\rightarrow(\mathbf{X}_t \mid \mathbf{X}_{t-1}) = \prod_{n=1}^N P_{n,\rightarrow}(X_{n,t} \mid \mathbf{X}_{\text{pa}_{n,t}})$ où les parents $\mathbf{X}_{\text{pa}_{n,t}}$ peuvent être des variables de \mathbf{X}_{t-1} ou \mathbf{X}_t . Murphy (2002) propose une représentation graphique simplifiée, 1.5dBN, dans laquelle ne sont représentées dans la tranche $t - 1$ que les variables de \mathbf{X}_{t-1} présentes dans $\mathbf{X}_{\text{pa}_{n,t}}$.

Murphy (2002) définit différentes tâches d'inférence probabiliste pour les DBN à partir d'un ensemble d'observations $\mathbf{E}_{1:t}$ de certaines variables :

- filtrage lorsque l'on calcule $P(X_{n,t} \mid \mathbf{E}_{1:t})$ à chaque instant t ,
- prédiction lorsque l'on calcule $P(X_{n,t+h} \mid \mathbf{E}_{1:t})$
- lissage en ligne l'on calcule $P(X_{n,t-l} \mid \mathbf{E}_{1:t})$ à chaque instant t
- lissage hors ligne lorsque l'on calcule $P(X_{n,t} \mid \mathbf{E}_{1:T})$ et que la séquence est déjà observée jusqu'au temps final T

L'algorithme Interface proposé dans (Murphy 2002) permet de répondre à ces différentes tâches en travaillant de manière itérative sur le DBN sans avoir à le dérouler en entier sur toute la séquence.

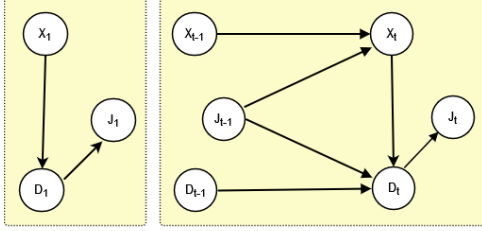


FIGURE 1 – Représentation graphique d'un GDM

Modèles graphiques de durée

Les approches classiques utilisées en fiabilité modélisent généralement le vieillissement d'un système par une chaîne de Markov du premier ordre, où l'état du système X_t dépend de son état précédent X_{t-1} . Ce type de solution amène à des distributions de temps de séjour de type géométrique, ne faisant que décroître au cours du temps.

A partir d'une idée proposée par Murphy (2002), Donat et al. (2010) proposent d'utiliser un DBN particulier, modélisant explicitement la distribution du temps de séjour dans un état D_t , pour modéliser le vieillissement d'un système et sa maintenance.

Structure La figure 1 nous propose le 1.5dBN d'un modèle graphique de durée simple, à partir des variables aléatoires suivantes :

- l'état du système X_t , prenant ses valeurs dans le domaine $\mathcal{X} = \{x^1, \dots, x^K\}$,
- la variable de durée D_t indiquant le temps à rester dans l'état courant, prenant ses valeurs dans le domaine $\mathcal{D} = \{0, \dots, D_{\max}\}$ où D_{\max} est une constante de temps suffisamment grande par rapport à la dynamique du système modélisé,
- une variable supplémentaire J_t booléenne, décrivant explicitement la transition d'un état à un autre.

Paramètres La distribution initiale \mathcal{M}_1 est définie à partir des trois distributions $P(X_1)$, $P(D_1|X_1)$ et $P(J_1|D_1)$.

$P(X_1) = \mathbb{P}_{init}$ est la probabilité que le système démarre dans tel ou tel état.

$P(D_1|X_1)$ décrit la distribution du temps de séjour conditionnellement à l'état $X_1 = x^k$. Ces K distributions sont des paramètres du modèle notées \mathbb{P}_D . Bracquemond and Gaudoin (2003) présentent une revue des distributions de temps de séjour / durées de vie discrètes et explique comment discrétiser les distributions continues classiques (exponentielle, Weibull, ...).

La distribution conditionnelle de la variable de changement d'état J_1 correspond à la définition même de cette variable, et sera valable quel que soit l'instant t : $J_t = 1$ lorsque l'on a épuisé le temps à rester dans l'état courant $D_t = 0$, soit $P(J_t = 1|D_t) = \delta(D_t = 0)$.

Le modèle de transition $\mathcal{M}_{\rightarrow}$ est défini par les distributions suivantes. Tout d'abord, la distribution $P(X_t|X_{t-1}, J_{t-1})$ est construite en fonction de la valeur de J_{t-1} . S'il n'y a pas de transition prévue alors $X_t = X_{t-1}$, ce qui correspond à l'équation 3 de la table 1. Dans le cas contraire, $P(X_t|X_{t-1}, J_{t-1} = 1)$ correspond la matrice de transition classique, dite "naturelle", décrivant la probabilité d'atteindre n'importe quel état $X_t = x^k$ à partir de l'état précédent $X_{t-1} = x^j$ (équation 4).

Pour finir, la distribution $P(D_t|X_t, D_{t-1}, J_{t-1})$ est elle aussi construite en fonction de la valeur de J_{t-1} .

$P(D_t|X_t, D_{t-1}, J_{t-1} = 0)$ donnée dans l'équation 5 décrit que le temps à rester dans cet état est simplement décrétement s'il n'y a pas de transition, $D_t = D_{t-1} - 1$.

$P(D_t|X_t, D_{t-1}, J_{t-1} = 1)$ donnée dans l'équation 6 décrit ce qu'il se passe lors d'une transition dans le nouvel état X_t . Le temps à rester dans cet état obéit aux distributions de temps de séjour \mathbb{P}_D définies précédemment.

En résumé, un MGD d'un système est défini par les équations de la table 1 avec les paramètres \mathbb{P}_{init} , probabilité de démarrer dans tel ou tel état, \mathbb{P}_D distribution des temps de séjour dans chaque état et \mathbb{A}_K matrice de transition d'un état à un autre lorsqu'on doit changer d'état.

MGD et maintenance Donat et al. (2010) proposent d'étendre les modèles graphiques de durée pour prendre en compte le fait qu'à chaque instant, l'utilisateur peut décider de réparer le système. Cette extension donne lieu

TABLE 1 – Distributions conditionnelles d'un MGD, de paramètres \mathbb{P}_{init} , probabilité de démarrer dans tel ou tel état, \mathbb{A}_K matrice de transition naturelle d'un état à un autre lorsqu'on doit changer d'état et \mathbb{P}_D distribution des temps de séjour dans chaque état. \mathbb{I}_K est la matrice identité de taille K , \mathbb{U} la matrice identité de taille de taille $D_{max} + 1$ décalée vers le haut et $\delta(\cdot)$ est la fonction de Dirac.

$$\begin{aligned}
P(X_1) &= \mathbb{P}_{init} & (1) \\
P(D_1|X_1) &= \mathbb{P}_D & (2) \\
P(X_t|X_{t-1}, J_{t-1} = 0) &= \mathbb{I}_K & (3) \\
P(X_t|X_{t-1}, J_{t-1} = 1) &= \mathbb{A}_K & (4) \\
P(D_t|X_t, D_{t-1}, J_{t-1} = 0) &= P(D_t|D_{t-1}, J_{t-1} = 0) &= \mathbb{U} & (5) \\
P(D_t|X_t, D_{t-1}, J_{t-1} = 1) &= P(D_t|X_t, J_{t-1} = 1) &= \mathbb{P}_D & (6) \\
P(J_t = 1|D_t) &= \delta(D_t = 0) & (7)
\end{aligned}$$

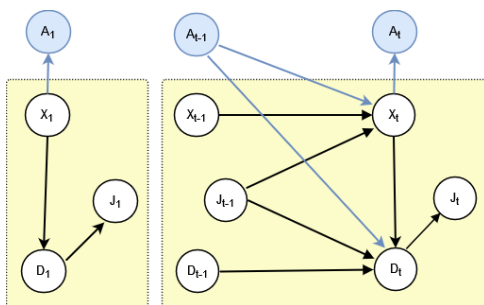


FIGURE 2 – MGD étendu avec action de maintenance

au modèle décrit dans la figure 2 dans laquelle la décision de maintenance est représentée par la nouvelle variable A_t , de domaine $\mathcal{A} = \{a^0, \dots, a^R\}$ correspondant à différentes actions de maintenance (a^0 correspondant à l'absence de maintenance).

La structure de ce modèle décrit le fait qu'une action de maintenance A_t est effectuée en fonction de l'état du système X_t , mais aussi qu'effectuer cette action à un instant t va influencer sur l'état suivant du système et son temps de séjour dans cet état. Cette évolution de la structure du modèle amène alors à définir de nouvelles distributions de probabilité conditionnelles, et de nouveaux paramètres pour le MGD.

$P(A_t|X_t) = \mathbb{P}_A$ correspond à la politique

de maintenance du système, i.e. quelles sont les actions envisagées en fonction de l'état du système.

L'état suivant du système dépend de ce qu'il s'est passé à l'instant précédent en termes de décision de maintenance A_{t-1} ou de changement "naturel" d'état J_{t-1} .

Si aucune décision de maintenance n'a eu lieu $A_{t-1} = a^0$, on retombe sur la distribution définie précédemment pour $P(X_t|X_{t-1}, J_{t-1})$. Dans le cas contraire, si une décision de maintenance a été faite, il reste à définir l'ensemble de matrices de transition "artificielle" \mathbb{Q}_{KR} , décrivant la manière dont le système va évoluer suite à chaque action de maintenance. Contrairement aux transitions naturelles qui ont une durée, les transitions artificielles sont instantanées.

$$\begin{aligned}
P(X_t|X_{t-1}, A_{t-1} \neq a^0, J_{t-1}) &= \\
P(X_t|X_{t-1}, A_{t-1} \neq a^0) &= \mathbb{Q}_{KR}
\end{aligned}$$

Pour finir, la distribution conditionnelle $P(D_t|X_t, D_{t-1}, A_{t-1}, J_{t-1})$ va décrire comme précédemment le fait que si aucune action de maintenance n'a eu lieu, ou qu'aucun changement d'état naturel n'est décidé, le temps de séjour est décrémenté. Et dans le cas contraire, le temps de séjour dépendra du nouvel état courant.

Cette adaptation du MGD nécessite donc la définition de deux nouveaux paramètres, \mathbb{P}_A , politique de maintenance du système et \mathbb{Q}_{KR} matrices de transition artificielle pour chaque

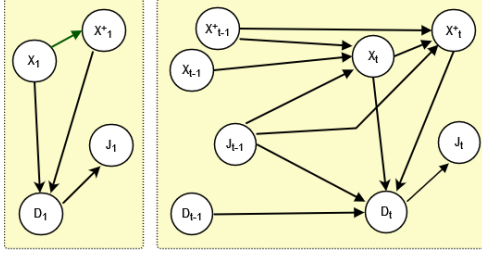


FIGURE 3 – Représentation graphique d'un GDM avec des lois de durée sur les transitions

action de maintenance.

MGD à loi de durée sur les transitions

Structure

Pour modéliser la vie d'une maison de manière la plus fidèle possible, l'entreprise EP a souhaité prendre en compte le fait que le temps de séjour dans un état ne dépende pas uniquement de l'état en question mais aussi du prochain état. Pour répondre à ce besoin, nous proposons dans cette section une extension des MGD permettant de définir des distributions de durée non plus sur les états du système, mais sur les transitions entre états du système. La fig. 3 décrit la nouvelle structure du MGD permettant de répondre à ce besoin. La principale évolution concerne l'ajout d'une variable X_t^+ décrivant quel sera le prochain état prévu. Le couple de variables (X_t, X_t^+) décrit donc la transition dans laquelle le système "s'engage".

Paramètres

Les différentes distributions conditionnelles associées à ce graphe sont résumées dans la table 2.

A l'instant $t = 1$, l'équation 8 de la table 2 définit la distribution de probabilité initiale de l'état du système, et l'équation 9 celle de son prochain état à partir de la matrice de transition naturelle \mathbb{A}_K du système. L'équation 10 décrit la distribution de la durée D_1 pour cette première transition.

Le fait de connaître à chaque instant quel est le prochain état attendu va aussi nous

permettre de simplifier la description de la dynamique du système. Nous avons ainsi $P(X_t|X_{t-1}, X_{t-1}^+, J_{t-1})$, qui dépend toujours de la valeur de J_{t-1} comme défini par les équations 11 et 12. L'équation 11 indique que s'il n'y a pas de transition prévue, alors $X_t = X_{t-1}$. L'équation 12 décrit au contraire ce qu'il se passe en cas de transition, $J_{t-1} = 1$, où nous connaissons déjà quel devrait être le prochain état du système ($X_t = X_{t-1}^+$).

La distribution de probabilité du prochain état attendu $P(X_t^+|X_{t-1}^+, X_t, J_{t-1})$ dépend aussi de J_{t-1} , comme décrit dans les équations 13 et 14. L'équation 13 nous décrit que si $J_{t-1} = 0$, pas de transition prévue, donc pas de changement d'état, ni de prochain état attendu, $X_t^+ = X_{t-1}^+$. En cas de transition, l'état courant X_t a changé, et le prochain état attendu dépend de la matrice de transition naturelle du système, comme décrit dans l'équation 14.

Pour finir, la distribution $P(D_t|X_t, X_t^+, D_{t-1}, J_{t-1})$ est elle aussi construite en fonction de la valeur de J_{t-1} . S'il n'y a pas de transition, le temps de séjour est simplement décrémenté (équation 15). S'il y a un changement d'état, le temps à rester dans cet état dépend de la nouvelle transition (X_t, X_t^+) , ce qui correspond aux distributions de temps de séjour $\mathbb{P}_{D'}$ définies précédemment (équation 16)

Et comme précédemment, la variable J_t décrit le fait que le temps de séjour dans une transition est "épuisé" (équation 17).

Prise en compte de la maintenance

Comme dans la section précédente, il est possible de prendre en compte les actions de maintenance à chaque instant, et leur impact sur l'état suivant. L'adaptation est similaire à celle proposée précédemment pour les MGD classiques, nous ne la détaillons pas ici.

Modélisation d'un logement par des MGD

L'entreprise EP cherche à modéliser la vie d'une maison pour estimer l'évolution de ses coûts d'entretien et d'énergie sur plusieurs décennies. L'objectif principal est d'évaluer l'im-

TABLE 2 – Distributions conditionnelles d’un MGD à loi de durée sur les transitions de paramètres \mathbb{P}_{init} , probabilité de démarrer dans tel ou tel état, \mathbb{A}_K matrice de transition naturelle d’un état à un autre lorsqu’on doit changer d’état et $\mathbb{P}_{D'}$ distribution des temps de séjour dans chaque transition. \mathbb{I}_K est la matrice identité de taille K , \mathbb{U} la matrice identité de taille de taille $D_{max} + 1$ décalée vers le haut et $\delta(\cdot)$ est la fonction de Dirac.

$$P(X_1) = \mathbb{P}_{init} \quad (8)$$

$$P(X_1^+|X_1) = \mathbb{A}_K \quad (9)$$

$$P(D_1|X_1, X_1^+) = \mathbb{P}_{D'} \quad (10)$$

$$P(X_t|X_{t-1}, X_{t-1}^+, J_{t-1} = 0) = P(X_t|X_{t-1}, J_{t-1} = 0) = \mathbb{I}_K \quad (11)$$

$$P(X_t|X_{t-1}, X_{t-1}^+, J_{t-1} = 1) = P(X_t|X_{t-1}^+, J_{t-1} = 1) = \mathbb{I}_K \quad (12)$$

$$P(X_t^+|X_{t-1}^+, X_t, J_{t-1} = 0) = P(X_t^+|X_{t-1}^+, J_{t-1} = 0) = \mathbb{I}_K \quad (13)$$

$$P(X_t^+|X_{t-1}^+, X_t, J_{t-1} = 1) = P(X_t^+|X_t, J_{t-1} = 1) = \mathbb{A}_K \quad (14)$$

$$P(D_t|X_t, X_t^+, D_{t-1}, J_{t-1} = 0) = P(D_t|D_{t-1}, J_{t-1} = 0) = \mathbb{U} \quad (15)$$

$$P(D_t|X_t, X_t^+, D_{t-1}, J_{t-1} = 1) = P(D_t|X_t, X_t^+, J_{t-1} = 1) = \mathbb{P}_{D'} \quad (16)$$

$$P(J_t = 1|D_t) = \delta(D_t = 0) \quad (17)$$

pact d’une rénovation globale sur la facture habitat d’un logement et de motiver le choix d’un plan de rénovation. La modélisation sera également utilisée pour sensibiliser acquéreurs et financeurs sur le coût d’usage d’un logement dans le cadre d’une étude de prêt immobilier. Nous décrivons ci-dessous la modélisation que nous avons proposée.

Modélisation d’une maison : Une maison est constituée d’un ensemble de composants indépendants et associée à un propriétaire (bailleur ou occupant). Chaque composant possède une gamme de qualité.

Modélisation d’un composant :

Chaque composant possède son modèle de vieillissement-maintenance sous la forme d’un MGD tel que décrit à la section précédente. Comme les composants sont étudiés sur le long terme, l’échelle de temps discret utilisée est à l’année.

Les experts d’EP nous fournissent des valeurs pertinentes pour les paramètres de la modélisation, i.e. les distributions \mathbb{P}_{init} , \mathbb{A}_K , $\mathbb{P}_{D'}$, \mathbb{P}_A et \mathbb{Q}_{KR} pour chacun des composants de

la maison. Il est à noter que les distributions des temps de séjour $\mathbb{P}_{D'}$ sont fixées en fonction de la gamme de qualité du composant, ce qui permet d’affiner la modélisation. De la même façon, la politique de maintenance \mathbb{P}_A dépend du profil du propriétaire du logement (occupant ou bailleur notamment). Dans un souci de simplification, nous n’avons pas fait apparaître les variables Gamme et Propriétaire dans la modélisation décrite dans cette article.

Les figures 4 et 5 illustrent notre modélisation sur l’exemple d’une chaudière gaz. EP considère qu’une chaudière gaz peut être dans quatre états :

- état neuf, qui décrit un fonctionnement quasi-optimal vis-à-vis des performances ;
- état dégradé, qui décrit un fonctionnement sous-optimal (la chaudière consomme davantage et/ou chauffe moins) ;
- état remis à neuf, qui décrit un composant remis dans un fonctionnement quasi-optimal suite à une réparation ;
- état en panne, qui décrit un composant à l’arrêt ou aux performances extrêmement altérées.

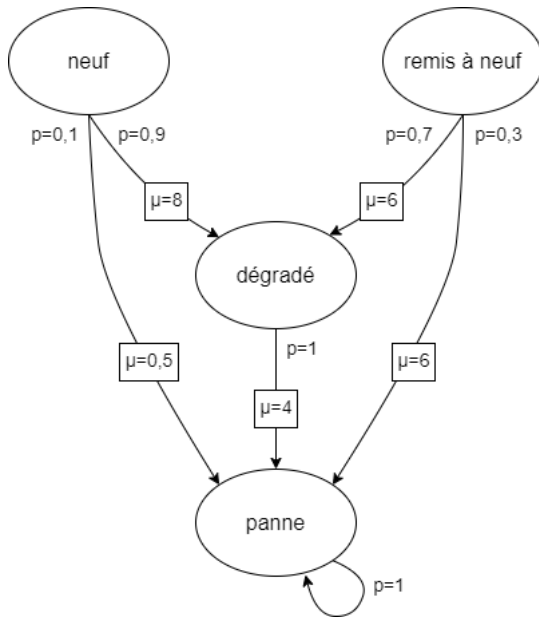


FIGURE 4 – Transitions naturelles pour une chaudière gaz de moyenne gamme. Les lois de durée des transitions sont résumées par leur espérance notée μ (en années).

La figure 4 décrit les paramètres fournis par EP pour modéliser le vieillissement naturel de la chaudière (distributions \mathbb{A}_K et $\mathbb{P}_{D'}$). La transition relativement courte de l'état neuf à l'état panne est due au risque de défaut de fabrication ou de mauvaise installation, qui mène à une panne dès la première année d'utilisation. La figure 5 décrit quant à elle les paramètres fournis par EP pour modéliser la maintenance de la chaudière (distributions \mathbb{P}_A et \mathbb{Q}_{KR}). Les deux actions de maintenance retenues par EP pour la chaudière gaz sont la réparation et le remplacement par une chaudière neuve.

Inférence et génération de la courbe LTEC

Nous utilisons l'algorithme Interface (Murphy 2002) pour inférer pour chaque composant les probabilités des différents états à chaque instant du modèle et les probabilités des différentes actions de maintenance à chaque instant du modèle, i.e. chaque année, conditionnelle-

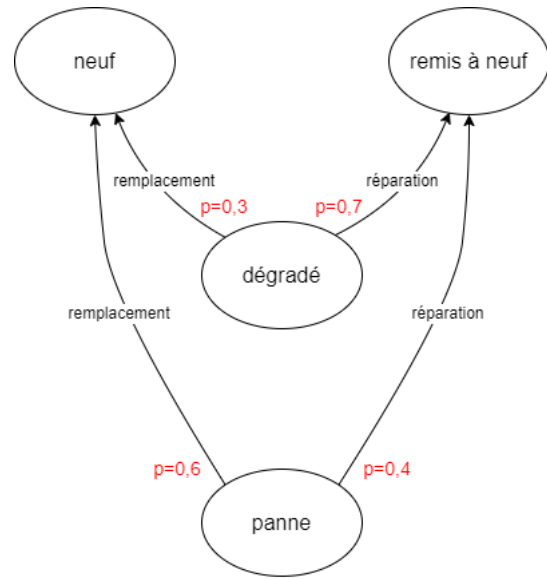


FIGURE 5 – Transitions artificielles pour une chaudière gaz. Les probabilités en rouge sont fournies en guise d'exemple et correspondent à la politique de maintenance d'un propriétaire occupant avec des revenus médians.

ment à ce qui a été observé jusqu'à cet instant. Les probabilités des états des composants sont utilisés par EP pour estimer la facture d'énergie moyenne du logement par foyer de consommation énergétique (gaz, électricité, eau, etc.) — non développé dans cet article. Les probabilités des actions de maintenance nous permettent d'estimer le coût moyen de maintenance de la maison et de tracer son évolution dans le temps, courbe que l'on nomme LTEC (LifeTime Expense Curve). Pour cela, les distributions des coûts des actions de maintenance sont fournies par les experts d'EP, pour chaque composant et chaque gamme de qualité.

Expérimentation

Nous fournissons dans cette section les résultats obtenus sur une maison-type représentative d'un segment du parc immobilier français. Il s'agit d'une maison contemporaine de

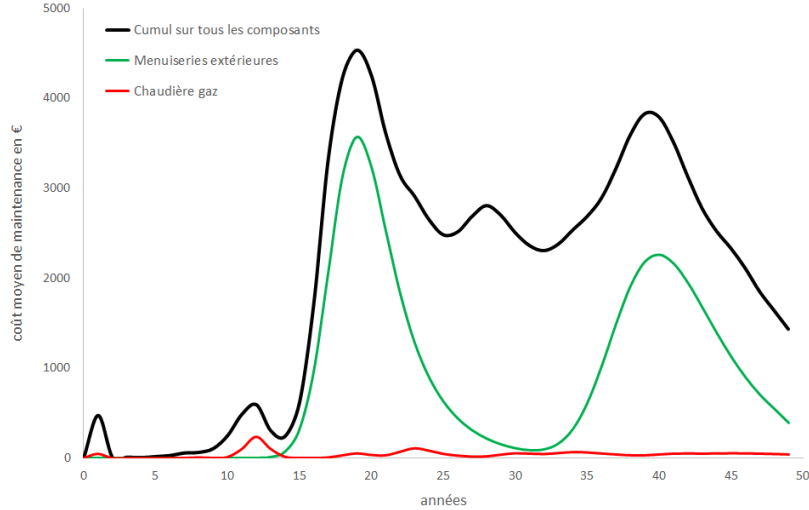


FIGURE 6 – Exemple de courbe LTEC

5 pièces construite dans les années 2000, d’une surface habitable chauffée de 80 m² sur deux niveaux, avec une pente de toit de 35°, ayant un DPE¹ à D, et équipée des composants suivants :

- une chaudière gaz,
- quatre radiateurs à eau,
- dix menuiseries extérieures haut de gamme,
- une VMC²,
- une isolation de la toiture, des murs et du plancher.

Cette maison-type est occupée par son propriétaire qui possède des revenus médians.

La figure 6 montre la courbe LTEC obtenue pour la maison-type ainsi que le détail pour deux composants particuliers, les menuiseries extérieures et la chaudière gaz. L’année 0 désigne l’année de construction de la maison. On peut voir que le coût de maintenance moyen cumulé sur tous les composants est plutôt faible les premières années, nonobstant un léger pic sur la première année dû aux risques de défaut de fabrication ou de mauvaise installation. Le coût de maintenance augmente ensuite rapidement après une dizaine d’années

pour atteindre un pic vers 19 ans. Ce pic est largement dû à un composant particulier, les menuiseries extérieures, qui doivent être remplacées. Malgré un degré de technicité supérieur, la chaudière gaz présente en comparaison un coût de maintenance annuel assez négligeable : réparation vers 12 ans et remplacement à prévoir entre 20 et 25 ans.

EP a débuté une campagne de validation de notre solution sur une centaine de maisons-types représentant 99% du parc des maisons individuelles françaises. Des experts métiers évaluent la pertinence des sorties du modèle et ajustent les paramètres.

Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une extension des Modèles Graphiques de Durée où la loi de durée est associée aux transitions entre les états du système. Nous avons également proposé une modélisation d’une maison individuelle utilisant ces MGD étendus pour modéliser le vieillissement des composants de la maison et leur maintenance. La modélisation permet d’estimer l’évolution des coûts de maintenance et d’énergie du logement sur son cycle de vie. L’approche a été appliquée dans le cadre d’une collaboration avec l’entreprise EP

1. Diagnostic de performance énergétique
2. Ventilation mécanique contrôlée

afin d'évaluer l'impact d'une rénovation globale sur la facture habitat et de motiver le choix d'un plan de rénovation. Dans le futur, nous allons complexifier la modélisation du logement en prenant en compte l'âge des composants (la maison n'est pas systématiquement neuve au lancement de l'estimation des coûts) et d'éventuels liens entre les composants. Sur le plan applicatif, nous allons approfondir la validation du modèle en le testant sur des logements réels afin de soumettre les résultats aux propriétaires et d'exploiter leurs retours. Nous allons également confronter le modèle aux données de rénovations énergétiques recueillies par EP depuis plusieurs années (environ 200 000 chantiers).

Remerciements

Nous remercions Mohammed Oussafi, Qian Yin, Akshi Kathait, Mamadou Oury Diallo, Théo Daudin, Julien Pinçon, Fatima Al Zahraa Faour et Pierre-Hugues Joalland pour leur participation à la conception et au développement des différentes versions de l'application LTEC ces dernières années.

Nous remercions également Yann Person, Maxime Gicquiaud et Floriane Gueguen pour avoir contribué à la mise en oeuvre du projet chez EP.

Références

- [1] Aven, T., and Jensen, U. 2008. *Stochastic Models in Reliability*. Stochastic Modelling and Applied Probability. Springer New York.
- [2] Bracquemond, C., and Gaudoin, O. 2003. A survey on discrete lifetime distributions. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering* 10(01) :69–98.
- [3] Chantrelle, F. P.; Lahmidi, H.; Keilholz, W.; Mankibi, M. E.; and Michel, P. 2011. Development of a multicriteria tool for optimizing the renovation of buildings. *Applied Energy* 88(4) :1386–1394.
- [4] Cho, K., and Yoon, Y. 2016. Decision support model for determining cost-effective renovation time. *Journal of Management in Engineering* 32(3) :04015051.
- [5] Corset, F. 2003. *Aide à l'optimisation de maintenance à partir de réseaux bayésiens et fiabilité dans un contexte doublement censuré*. Ph.D. Dissertation, Université Joseph Fourier.
- [6] Dagum, P.; Galper, A.; and Horvitz, E. 1992. Dynamic network models for forecasting. In *Proceedings of the Eighth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 41 – 48.
- [7] Dean, T., and Kanazawa, K. 1989. A model for reasoning about persistence and causation. *Computational Intelligence* 5(2) :142–150.
- [8] Donat, R.; Leray, P.; Bouillaut, L.; and Aknin, P. 2010. A dynamic bayesian network to represent discrete duration models. *Neurocomputing* 4-6(73) :570–577.
- [9] Farahani, A.; Wallbaum, H.; and Dalenbäck, J.-O. 2019. Optimized maintenance and renovation scheduling in multifamily buildings – a systematic approach based on condition state and life cycle cost of building components. *Construction Management and Economics* 37(3) :139–155.
- [10] HCC. 2020. Rénover mieux : leçons d'Europe. Technical report, Haut Conseil pour le Climat.
- [11] Juan, Y.-K.; Gao, P.; and Wang, J. 2010. A hybrid decision support system for sustainable office building renovation and energy performance improvement. *Energy and Buildings* 42(3) :290–297.
- [12] Kang, C., and Golay, M. 1999. A bayesian belief network-based advisory system for operational availability focused diagnosis of complex nuclear power systems. *Expert Systems With Applications* 17(1) :21–32.
- [13] Kwon, N.; Ahn, Y.; Son, B.-S.; and Moon, H. 2021. Developing a machine learning-based building repair time estimation model considering weight assigning methods. *Journal of Building Engineering* 43 :102627.
- [14] Limnios, N., and Oprisan, G. 2001. *Semi-Markov Processes and Reliability*. Statistics for Industry and Technology. Birkhäuser Boston.

- [15] Murphy, K. 2002. *Dynamic Bayesian Networks : Representation, Inference and Learning*. Ph.D. Dissertation, University of California, Berkeley.
- [16] Schwartz, Y. ; Raslan, R. ; and Mumovic, D. 2018. The life cycle carbon footprint of refurbished and new buildings – a systematic review of case studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81 :231–241.
- [17] UNEP. 2022. Global status report for buildings and construction : Towards a zero-emission, efficient and resilient buildings and construction sector. Technical report, United Nations Environment Programme.