



ANALYSE DES RISQUES OPÉRATIONNELS PAR LES RÉSEAUX BAYÉSIENS

LAURENT CONDAMIN *
PATRICK NAÏM *

L'analyse des catastrophes récentes met en évidence trois points clés de la gestion des risques. Premièrement, les catastrophes frappent là où on ne les attend pas.

Deuxièmement, il est souvent inexact de dire que l'on ne s'y attendait pas, mais plus juste de dire qu'on refusait de s'y attendre.

Troisièmement, la tendance naturelle à ne se préparer qu'à ce qui est déjà arrivé nous laisse impréparés à ce qui va arriver - ou qui arrive.

Les rapports de la CIA sur la préparation du 11 septembre, les rapports américains sur les risques environnementaux majeurs mettant au premier plan la vulnérabilité de la Floride aux cyclones, et dont le public a découvert l'existence après Katrina, confirment cette impression.

Une politique de gestion des risques ne doit négliger aucun des aspects du problème.

Ce qui est arrivé peut survenir de nouveau. Il est juste de maintenir sa vigilance.

Ce qui n'est jamais arrivé peut arriver - arrivera. Il est nécessaire de l'analyser en fonction des connaissances dont on dispose.

L'approche bayésienne des probabilités peut apporter un éclairage intéressant à ce problème. La contribution essentielle de Thomas Bayes à la pensée scientifique a été de formuler clairement le principe

* Consultants Elseware.



de conditionnement de l'incertitude à l'information. L'incertitude est conditionnelle à l'information, ou, autrement dit, la perception des risques est conditionnelle à la connaissance.

Selon cette approche, la notion de probabilité « pure » n'a pas de sens, une probabilité n'est définie que compte tenu d'un contexte d'information. Dit simplement, « ce qui peut arriver » ne veut rien dire. On ne peut évaluer que « ce que je crois possible ». Et ce que je sais conditionne ce que je crois.

Cette position est, nous semble-t-il, parfaitement adaptée à une approche ouverte de la gestion des risques. L'avenir est « ce que je crois possible ». Et « ce que je sais » n'est pas seulement ce qui est déjà arrivé, mais également toutes les connaissances disponibles sur les organisations et leurs vulnérabilités. La gestion des risques commence par la gestion des connaissances.

La volonté du régulateur d'améliorer la stabilité du système bancaire, en prenant en particulier en compte les risques opérationnels s'inscrit bien, selon nous, dans cette démarche de connaissance. Les exigences liées à la fonction de gestion des risques opérationnels, notamment la mise en place d'un dispositif de suivi détaillé des sinistres, la prise en compte des données externes (ce qui est arrivé à l'extérieur), et l'analyse de scénarios, permettent en principe à un établissement bancaire de ne pas baser son analyse des risques uniquement sur son historique propre de sinistres.

Bâle II exige que tout événement ou combinaison d'événements qui a plus d'une chance sur mille de frapper un établissement bancaire dans l'année soit couvert par des réserves de fonds propres adéquates. La première réponse adaptée à cette exigence est la mise en place d'un processus de gestion des connaissances pour identifier les risques. Mais l'identification et la qualification des risques ne sont pas suffisantes, puisqu'une quantification « précise » ou du moins « honnête » (*fair*) de leur probabilité et de leur gravité est indispensable pour la détermination des fonds propres permettant d'y répondre, dans 99,9 % des futurs possibles à un an, selon l'exigence de Bâle II.

PRÉSENTATION DE LA DÉMARCHE

Dans le cadre d'une mission réalisée pour le compte d'un groupe bancaire français, nous avons été amenés à proposer une méthodologie de quantification des risques opérationnels. Notre contribution, dont nous allons détailler les principes ci-après, a été essentiellement d'utiliser l'approche bayésienne pour la quantification des risques opérationnels.

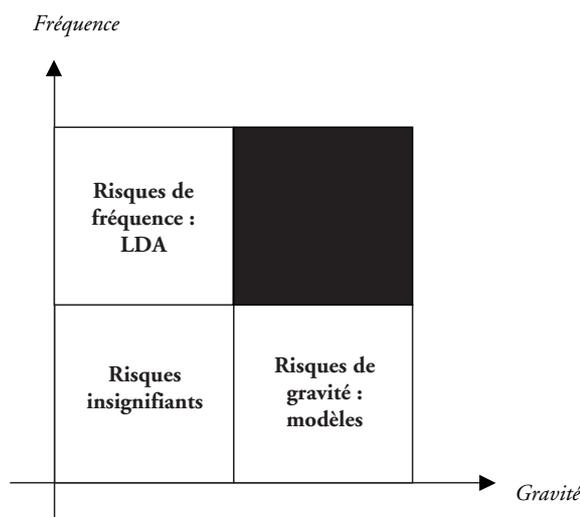
Ce projet a été mené dans un établissement qui avait déjà mis en place une démarche de connaissance d'ensemble, et en particulier, qui,

au-delà de l'inventaire et de la qualification des sinistres, avait étudié l'ensemble des vulnérabilités de l'établissement et identifié des scénarios de sinistres, survenus, ou non survenus.

Notre « doctrine » de la modélisation des risques opérationnels peut se résumer en deux phrases : ce qui est déjà arrivé assez souvent se reproduira dans des conditions équivalentes, en l'absence de mesures spécifiques de prévention ; pour ce qui n'est jamais arrivé, ou très rarement, nous devons comprendre comment cela peut arriver, et si cela peut avoir des conséquences graves, en l'absence de mesures spécifiques de protection.

Si on l'interprète dans l'espace du risque représenté de façon désormais classique sur un plan « fréquence - gravité », cette doctrine s'exprime ainsi :

Graphique n° 1
Expression de la doctrine dans un plan « fréquence - gravité »



Les pertes potentielles dues à des risques de gravité importante et de fréquence faible ou nulle sont abordés par l'élaboration de scénarios probabilisés à partir de modèles de causalité.

Cette approche est étendue aux risques de fréquence dont l'impact est élevé (par exemple dans le domaine monétaire), et pour lesquels une étude approfondie des évolutions possibles du risque est nécessaire (prévention et protection).

Les pertes potentielles, dues à des risques de gravité faible et de fréquence élevée ou moyenne, sont abordées par des modèles de don-

nées. Il s'agit de la démarche de LDA, ou Loss Distribution Approach, dont le principe est de modéliser les pertes constatées par une loi statistique, et d'en déduire des pertes possibles par extrapolation.

Nous présentons maintenant dans le détail cette démarche de modélisation, sans insister sur la modélisation des risques de fréquence stables par la LDA, car cette méthode est aujourd'hui courante et n'est donc pas spécifique de notre approche. Nous présentons, tout d'abord, la méthodologie de qualification, de sélection, et de quantification des scénarios de risque. Puis, nous expliquons le principe d'intégration, permettant de produire une valorisation des fonds propres au titre des risques opérationnels dans chaque case de la matrice de Bâle, à partir des modèles de scénario et des données de pertes historiques.

MODÉLISATION DES SCÉNARIOS DE RISQUE

Présentation de la méthode

Objectifs

La modélisation des risques opérationnels doit satisfaire trois objectifs d'exigence croissante.

Le premier objectif est de *calculer* les fonds propres au titre des risques opérationnels pour l'année à venir avec une probabilité inférieure à 99,9 %. La banque doit fournir un chiffre global et un chiffre par ligne de métier et type d'évènement. Chacun de ces chiffres doit pouvoir être justifié par rapport aux hypothèses sous-jacentes et au principe retenu pour passer des hypothèses aux fonds propres. Ce chiffre, qui détermine les fonds propres à mettre en place, présente évidemment une grande importance pour la banque mais ne saurait constituer une fin en soi ; il doit plutôt être considéré comme une retombée du projet « Risques opérationnels ».

Le deuxième objectif est de *prévoir*. En premier lieu, il s'agit de prévoir les pertes futures et non reproduire les pertes passées. Le contexte - économique, social, réglementaire, climatique - change, les objectifs stratégiques et commerciaux changent, les risques changent donc aussi. Les pertes de l'année passée ne sont pas celles de l'année à venir. Nous devons être capables de mesurer l'impact d'une évolution du contexte ou des objectifs de la banque sur les pertes potentielles.

Le troisième objectif est de *comprendre* la raison des pertes potentielles et avérées. Identifier les processus générateurs de risques, les leviers de prévention et de protection, les facteurs d'aggravation et les interdépendances entre les risques constituent les conditions nécessaires de la réduction des risques. Les modèles devront donc intégrer cette connaissance pour aider à la définition des mesures de réduction.



Difficultés

Ne le cachons pas, modéliser les risques opérationnels est une tâche ardue. Les risques opérationnels couvrent des domaines très variés et présentent des profils de réalisation très différents.

Les risques étudiés vont de la fraude aux risques informatiques en passant par les catastrophes naturelles, les risques juridiques, les erreurs de saisie... De par leur nature hétérogène, ces risques interdisent d'envisager un modèle global et unique. Chacun doit être appréhendé par des modèles spécifiques.

De plus, pour une même classe de risques, la gravité des sinistres peut présenter de grandes différences. Ainsi, si on s'intéresse à la fraude externe sur les cartes bancaires, ni les modes opératoires, ni les enjeux ne sont comparables selon qu'on considère un vol isolé ou un trafic organisé. Dès lors, fusionner de tels risques au sein d'un même modèle revient bien souvent à ignorer, volontairement ou involontairement, les processus qui engendrent ces risques et conduit inévitablement à opérer « un grand écart » pour réconcilier artificiellement des phénomènes sans rapport. Une telle approche, même si elle conduisait au mieux à des modèles mathématiques satisfaisants par leur calcul des fonds propres, reste à nos yeux totalement incompatible avec une compréhension des risques de l'établissement.

Comme nous l'avons présenté ci-dessus, il est d'usage de représenter les risques sur un plan à deux dimensions, la fréquence et la gravité. Cette représentation fait apparaître quatre familles de risque. Les risques dits de fréquence sont les risques survenant souvent, mais dont la gravité est faible. Les risques dits de gravité sont les risques survenant rarement, mais dont la gravité est élevée. Les risques critiques dont la fréquence et la gravité sont élevées, ne doivent pas être considérés car les établissements qui les supporteraient n'existent déjà plus... Les risques de fréquence faible et de gravité faible ne nous intéressent pas non plus car ils engendrent des pertes négligeables.

Seuls les risques de fréquence et les risques de gravité feront donc l'objet d'une modélisation. Là encore, même s'ils appartiennent à la même classe de risques (par exemple la fraude externe), un risque de fréquence et un risque de gravité ne doivent pas faire l'objet d'un même modèle. Seul un artifice mathématique pourrait réconcilier la distribution d'un risque grave et celle d'un risque fréquent.

Connaissance ou données

La modélisation des risques opérationnels peut-elle se réduire à une modélisation statistique classique basée sur les données de pertes, c'est-à-dire une LDA (Loss Distribution Approach) ?



Le principe de la LDA est (1) de supposer que le nombre moyen de sinistres observés en une année sera reconduit les années suivantes avec un certain aléa (représenté par une distribution de Poisson), et (2) d'ajuster une distribution théorique sur les montants des sinistres observés.

Prise à la lettre, cette démarche signifie que le seul aléa frappant les pertes réside dans le nombre de sinistres et dans leur arrangement (une année défavorable peut subir plusieurs sinistres importants). Autrement dit, il n'y aurait d'aléa que dans les réalisations, et non dans la nature des scénarios de risque. Selon ce principe, et pour fixer les idées, un tsunami ne serait alors qu'une « improbable grosse vague ». Même si l'ajustement d'une distribution théorique sur la hauteur des vagues permet mathématiquement de calculer la probabilité d'une vague de 20 ou 30 mètres de haut, cela ne rend pas compte du changement de nature du phénomène : les tsunamis ne sont pas causés par le même processus que les vagues.

Dans le domaine des risques opérationnels, les données de pertes sont inexistantes ou quasi inexistantes pour les risques de gravité par définition même de ces derniers. Pour les risques de fréquence, même si des données de pertes sont disponibles, elles ne concernent que le passé et n'intègrent pas les éventuels changements de contexte ou d'objectifs de la banque. Un modèle fondé sur les données de pertes n'est pas un modèle de risque, mais un modèle des sinistres.

La connaissance des experts sur les processus générateurs de risques, qui est indispensable pour modéliser les risques de gravité, du fait du manque de données historiques, le demeure pour les risques de fréquence dès lors que le contexte est instable, car il est alors indispensable de prévoir l'impact des facteurs contextuels sur la perte opérationnelle.

Toute approche qui n'est pas fondée sur la connaissance est donc incapable d'appréhender les pertes extrêmes et les évolutions contextuelles et conduit nécessairement à user d'artifices mathématiques pour réconcilier des données qui ont été fusionnées par manque de compréhension des processus générateurs de risques.

La modélisation des risques opérationnels est un problème de modélisation des connaissances et non un problème de modélisation des données.

Les données ne constituent qu'un élément alimentant la connaissance, l'élément fondamental en étant l'expertise humaine. La connaissance permet à la fois de réduire notre incertitude et nos risques. Les comprenant mieux, nous les voyons mieux et les contrôlons mieux.



Un processus de gestion des connaissances

La modélisation des risques opérationnels doit être envisagée comme un processus de gestion des connaissances assurant la transformation continue de l'expertise humaine en un modèle probabiliste. Le modèle nous permet de calculer la distribution des pertes potentielles et les fonds propres couvrant les pertes à 99,9 %, d'identifier les leviers de réduction et d'effectuer des analyses d'impact des évolutions contextuelles et des objectifs stratégiques et commerciaux.

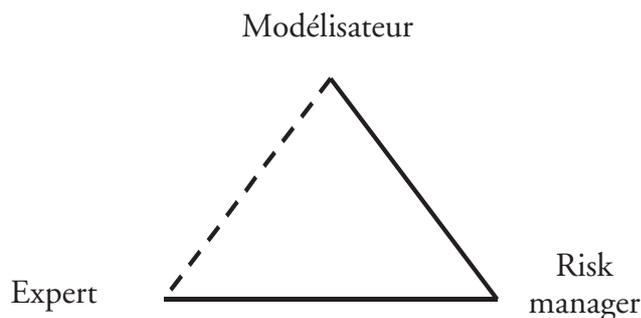
Le processus est continu afin d'éviter tout décrochage entre l'expertise et le modèle. Le modèle doit rester contrôlable et critiquable par les experts, aussi bien qu'auditable par les autorités de régulation. Dans un souci de transparence, chacune des étapes du processus doit être documentée.

Ce processus est constitué de deux grandes étapes. La définition des scénarios et la quantification des scénarios. Nous détaillerons le contenu de ces étapes ultérieurement, mais il est essentiel de retenir que la modélisation probabiliste qui relève de la deuxième étape n'a de sens que si elle repose sur le socle solide des scénarios définis en première étape.

Les trois acteurs du processus sont l'expert, le *risk manager* et le modélisateur. L'expert est celui qui détient la connaissance technique sur un domaine spécifique ou un métier. Seront, par exemple, consultés les experts de la fraude CB, les spécialistes des réseaux informatiques, les juristes... L'expert n'est pas, a priori, nécessairement sensible à la problématique de gestion des risques. Le *risk manager* possède une double compétence ; il connaît les métiers de la banque, au moins ceux qui relèvent de son périmètre, et maîtrise évidemment les enjeux de la gestion des risques. Il est responsable de la phase de définition des scénarios durant laquelle il consulte les experts afin d'identifier et de sélectionner les risques pertinents. Il est le pivot central du processus de modélisation des risques. Le modélisateur, quant à lui, est responsable de la phase de quantification des risques. Même si sa compétence principale est la modélisation de la connaissance, il est illusoire de confier la quantification à des modélisateurs qui n'ont pas à la fois une connaissance, fût-elle générale, des métiers de la banque et de la finance et une connaissance approfondie de la gestion des risques.

La première phase du processus ne fait intervenir que le *risk manager* et l'expert, alors que la deuxième fait intervenir principalement le *risk manager* et le modélisateur, même si l'expert peut être questionné par le modélisateur pour des questions délicates. Le recouvrement des compétences des trois acteurs assure la continuité du processus.

Graphique n° 2
Les trois acteurs du processus de modélisation
des risques opérationnels



Le modèle « Exposition - Survenance - Gravité » (XSG)

Comme nous l'avons indiqué, les risques à envisager sont nombreux, hétérogènes, et ont des profils de réalisation très différents. Il est donc important de définir un formalisme unifié qui permettra de définir les risques durant la phase de définition des scénarios et de les quantifier durant la phase de quantification des scénarios. Tel est l'objet du modèle « Exposition - Survenance - Gravité » (XSG) que nous présentons ici.

Le modèle XSG définit précisément la notion de risque supporté par la banque ainsi que la forme quantifiée du risque.

La vulnérabilité

Une banque est exposée à des risques si elle présente des vulnérabilités. La vulnérabilité est le concept central de la démarche ici présentée. Cette notion est discutée en détail par Gaultier-Gaillard et Louisot (2004), nous en donnons ici la définition et l'illustrons par des exemples.

Une *vulnérabilité* est définie par trois éléments :

- le péril, ou cause, est la menace qui pèse sur la banque. Exemples : la fraude, les erreurs de saisie, les catastrophes naturelles, l'épidémie...
- l'objet ou ressource est l'entité de la banque qui peut être frappée par un péril. Les objets peuvent être matériels, immatériels, des ressources humaines, un chiffre d'exploitation...
- la conséquence est l'impact de la survenance d'un péril sur un objet. Nous nous limitons ici à la prise en compte de l'impact financier.

Il n'y a pas de vulnérabilité lorsqu'un péril peut frapper un objet sans conséquences financières. Par exemple, si un bâtiment est



construit pour résister à des séismes de niveau 5 sur l'échelle de Richter dans une ville où le séisme maximal envisageable est de niveau 3, aucune vulnérabilité n'est à considérer même si le péril « séisme » existe sur l'objet « bâtiment » car aucune conséquence n'est à craindre.

Cette définition étant donnée, nous pouvons préciser le sens des notions de « risque », de « sinistre » et de « scénario » telles que nous les envisageons :

- le *risque* est la possibilité qu'un *péril* frappe un objet ;
 - le *sinistre* désigne la survenance avérée d'un *péril* sur un objet ;
 - le *scénario* désigne comment se matérialise une *vulnérabilité*.
- Chaque scénario définit une vulnérabilité unique. Inversement, chaque vulnérabilité est associée à un unique scénario. Modéliser les scénarios est donc strictement équivalent à modéliser les vulnérabilités.

« *Exposition - Survenance - Gravité* »

La vulnérabilité est le pilier de la phase de définition des scénarios, le triplet XSG est le pilier de la phase de quantification des scénarios et constitue la transposition quantifiée de la vulnérabilité.

Les trois composantes du modèle XSG sont :

- Exposition (X)

C'est le nombre d'objets indépendants exposés à un péril donné durant l'année. L'indépendance des objets est définie par rapport au péril. Par exemple, des ordres de Bourse sont indépendants vis-à-vis du péril « erreur de saisie », car une erreur de saisie ne frappe qu'un ordre et que les erreurs de saisie sont a priori indépendantes les unes des autres. En revanche, les ordinateurs d'un centre informatique ne sont pas indépendants vis-à-vis du péril « incendie » car un incendie endommagera probablement plusieurs ordinateurs.

- Survenance (S)

C'est la survenance d'un péril sur un objet exposé donné dans l'année quantifiée par sa probabilité.

- Gravité (G)

C'est le coût consécutif à la survenance du péril sur l'objet exposé.

Le triplet {Exposition, Survenance, Gravité} est l'exacte transposition du triplet {Objet, Péril, Conséquence}. La continuité du processus de modélisation des connaissances est ainsi assurée. Le modèle XSG désigne à la fois la vulnérabilité et sa forme quantifiée.

Dès lors, les deux étapes du processus de modélisation peuvent être reformulées :

- 1 - définir les scénarios = identifier les vulnérabilités ;
- 2 - quantifier les scénarios = quantifier l'exposition, la survenance et la gravité.



*Les réseaux bayésiens pour la représentation
des connaissances*

Réduire l'incertitude par la connaissance pour mieux appréhender et évaluer nos risques, tel est l'enjeu de la modélisation quantitative des risques.

Introduits dans les années 1980 dans le domaine du diagnostic médical, où la fusion des connaissances théoriques et des données statistiques est essentielle, les réseaux bayésiens ont depuis lors été appliqués dans des domaines aussi variés que la sûreté de fonctionnement, le diagnostic de panne, le *credit scoring*, la maintenance prédictive...

En tant qu'outil de modélisation, les réseaux bayésiens ont l'avantage significatif de permettre la fusion des données statistiques et de l'expertise humaine. Du point de vue mathématique, les réseaux bayésiens font appel à la théorie des graphes et à la théorie des probabilités, et sont donc supportés par de solides résultats théoriques.

C'est donc un outil particulièrement adapté pour la modélisation et la quantification des risques en général et des risques opérationnels en particulier.

10

Nous présentons brièvement les réseaux bayésiens, leur construction et leurs avantages en illustrant notre propos sur un exemple simple inspiré de la modélisation des risques juridiques. Le lecteur est invité à consulter Naïm *et al.* (2004) pour des développements plus approfondis.

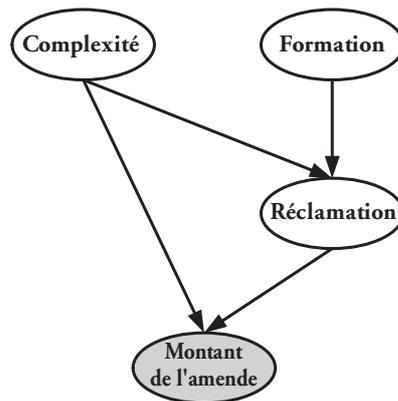
Définition

Un réseau bayésien est un graphe probabiliste. Le graphe représente la structure causale d'un domaine, c'est-à-dire les relations de cause à effet entre les variables décrivant le domaine. La connaissance est quantifiée par des probabilités.

Illustrons notre propos sur un exemple inspiré du risque de « défaut de conseil ». Supposons qu'avec les experts nous ayons établi la représentation suivante du processus générateur d'une amende. Le montant de l'amende dépend de la survenance d'une réclamation et de la complexité du montage financier qui a été conseillé. On fait ici l'hypothèse implicite qu'un montage complexe est associé à des montants plus élevés qu'un montant simple. D'autre part, la survenance d'une réclamation dépend à la fois de la complexité du montage et du niveau de formation des personnels qui ont élaboré le montage. La connaissance exprimée peut être représentée par le graphe causal ci-après.



Graphique n° 3
Grphe causal d'un domaine



Même si ce graphe nous permet de visualiser clairement les relations de dépendance formulées par les experts et est donc utile à l'échange et à la représentation, il n'est pas suffisant pour évaluer le montant de l'amende.

Il est donc nécessaire de quantifier la connaissance. Dans un réseau bayésien, ceci est effectué en s'intéressant à la distribution conditionnelle de chaque nœud du graphe. Pour un nœud « racine » - Complexité, Formation - nous devons définir sa distribution de probabilité marginale, c'est-à-dire la probabilité de chacune de ses modalités. Nous devons ainsi préciser quelle est la probabilité que la complexité d'un montage soit faible ou élevée et la probabilité que le niveau de formation des professionnels soit faible, moyen ou élevé.

Pour un nœud dépendant d'un autre nœud - Montant de l'amende, Réclamation - nous devons définir sa distribution de probabilité conditionnelle à son ou ses déterminants. Nous devons, par exemple, quantifier la probabilité de chaque tranche de Montant de l'amende en fonction de la complexité du montage et de la survenance d'une réclamation ou non. De même, il faut quantifier la probabilité de la survenance d'une réclamation connaissant le niveau de complexité du montage et le niveau de formation des personnels.

Construction

Construire un réseau bayésien revient donc à (1) construire le graphe, (2) renseigner les probabilités marginales et conditionnelles reliant les nœuds du graphe entre eux.



La construction du graphe se fait en général en recourant à des experts. Il existe bien des algorithmes permettant de découvrir la structure optimale d'un graphe pour rendre compte de données observées, mais, dans le cas de la modélisation des risques opérationnels, nous nous intéressons d'abord aux causalités telles qu'elles peuvent être décrites par les experts.

La quantification des probabilités repose sur deux méthodes non exclusives.

La méthode *fréquentiste* est applicable si des données sont disponibles. Elle consiste à estimer les probabilités en calculant les pourcentages de chaque modalité pour chaque variable. On calculera, par exemple, le pourcentage des personnels à chaque niveau de formation, ou le pourcentage de montages simples et complexes, ou encore le pourcentage de montages qui ont donné lieu à réclamation parmi ceux de complexité élevée réalisés par des agents peu expérimentés. La méthode fréquentiste peut être mise en œuvre manuellement en effectuant les comptages sur la base de données, ou bien automatiquement par apprentissage du réseau bayésien.

La méthode *subjective* consiste à attribuer des probabilités a priori, c'est-à-dire basées sur des croyances plutôt que sur un historique de données. Elle sera appliquée lorsque les données historiques sont insuffisantes ou dans le cas d'un changement de contexte rendant l'historique inutilisable. Ces probabilités sont fournies par des experts.

Par exemple, si une enquête interne a permis d'évaluer la répartition du niveau des agents en « faible », « moyen », ou « élevé », et qu'en conséquence un plan de formation a été initié, ce niveau va probablement augmenter, et les résultats de l'enquête ne sont plus utilisables tels quels : on est alors amené à consulter les experts pour avoir une répartition réaliste.

On peut combiner probabilités fréquentistes et probabilités subjectives dans un réseau bayésien.

Utilisation

L'utilisation d'un réseau bayésien est très simple : il s'agit d'une machine à calculer des probabilités conditionnelles.

La distribution de n'importe quel nœud du réseau peut être calculée inconditionnellement, c'est-à-dire sans connaître l'état des autres nœuds, ou conditionnellement, c'est-à-dire en connaissant l'état de certains des nœuds du réseau, par inférence. La mécanique interne de l'inférence est complexe mais ne nous intéresse pas ici car elle est mise en œuvre au sein d'outils qui la masquent.

Dès que l'état ou la distribution d'un nœud sont connus, on peut en déduire la distribution des autres nœuds par inférence. Dès qu'une

information est connue sur un nœud du réseau, elle est utilisée pour recalculer la distribution de tous les autres nœuds.

Si par exemple, on apprend qu'un plan de formation réduira à 10 % le pourcentage des agents inexpérimentés, le réseau peut déduire par inférence quelle est la nouvelle distribution des montants de l'amende encourue.

Avantages

À la fois outil de représentation intuitive des connaissances et machine à calculer des distributions conditionnelles, les réseaux bayésiens présentent les avantages suivants pour la modélisation des risques opérationnels :

- la connaissance des experts n'est pas absorbée dans une « boîte noire », elle est retranscrite directement ;
- les modèles sont donc contrôlables par les experts et auditables par les autorités de régulation ;
- les probabilités sont toujours le résultat de calculs simples (comptages) ou de l'expertise, renforçant ainsi la transparence des calculs effectués ;
- les réseaux bayésiens peuvent représenter l'ensemble des facteurs qui conditionnent les différentes composantes d'une vulnérabilité et permettront ainsi d'identifier les leviers de réduction et de quantifier leur importance ;
- les réseaux relatifs à plusieurs vulnérabilités peuvent être interconnectés afin de mesurer les corrélations qui existent entre elles ;
- ils proposent un formalisme commun pour la représentation des connaissances qui sera appliqué à tous les types de risque ;
- les trois objectifs que nous avons formulés pour la modélisation des risques - calculer, prévoir, comprendre - sont accessibles.

Évidemment, leur mise en œuvre implique la disponibilité des experts mais cette disponibilité qui pourrait être un obstacle pratique dans certains cas est pour nous une condition essentielle du succès de la modélisation des risques opérationnels.

Définition des scénarios

Nous présentons dans ce chapitre la première phase de la modélisation des risques opérationnels qu'est la définition des scénarios. Cette phase ne relevant pas de la quantification, nous nous contentons d'en survoler les étapes.

La phase de définition des scénarios comprend trois étapes : (1) l'identification des vulnérabilités, (2) la sélection des vulnérabilités, (3) l'étude détaillée des vulnérabilités.

Les acteurs concernés durant cette phase sont le *risk manager* et



l'expert qui vont recueillir toute la connaissance nécessaire pour la phase de quantification.

Identification des vulnérabilités

L'objectif de cette étape est de lister tous les risques, c'est-à-dire tous les couples {Péril, Objet} qui peuvent affecter la banque. L'exhaustivité du recensement est l'idéal visé par cette étape. Quelques règles doivent être respectées pour établir une liste aussi complète que possible.

Le *risk manager* et l'expert doivent examiner sans a priori tout ce qui peut affecter la banque. Aucun risque ne doit être écarté à ce stade sans justification sérieuse. Il ne s'agit pas de se poser des questions sur la fréquence ou la gravité des risques mais d'envisager les situations possibles.

Les deux principes suivants sont de bons guides pour conduire l'identification :

- tout ce qui est déjà arrivé à la banque ou à une autre banque peut survenir de nouveau ;
- ce qui se conçoit par l'imagination peut arriver.

Cette étape implique donc de l'imagination et de la créativité, mais aussi du bon sens qui servira à canaliser une imagination débordante inventant des scénarios invraisemblables.

L'identification des vulnérabilités repose en général sur un référentiel établi par la banque qui liste les périls possibles et les objets de la banque. L'identification consiste à retenir un sous-ensemble des risques définis par ces référentiels.

L'identification peut se faire en étudiant des scénarios, en partant des objets et en envisageant les périls qui peuvent le frapper, en analysant les processus sensibles de la banque... Il s'agit d'une étape de *brainstorming*, qui ne doit pas être abordée de façon dogmatique.

Sélection des vulnérabilités

La sélection des vulnérabilités se fait en (1) positionnant chacune dans le plan « gravité - fréquence » (2) et en ne conservant que celles qui vérifient une règle d'éligibilité définie a priori.

Il faut donc, dans un premier temps, définir une échelle de fréquence et une échelle de gravité. Ces deux échelles doivent permettre aux *risk managers* et aux experts de qualifier leurs vulnérabilités. Elles doivent donc être simples à utiliser. Une échelle de fréquence classique est : « plusieurs fois par an », « 1 fois par an », « 1 fois tous les 5 ans »... Pour la gravité, on pourra considérer, par exemple, des ordres de grandeur de montant.

Une fois l'échelle définie, une règle d'éligibilité doit être établie pour ne retenir que les vulnérabilités significatives, c'est-à-dire les vulnérabilités dont la fréquence ou la gravité sont suffisamment élevées.



Étude détaillée des vulnérabilités

Chaque vulnérabilité sélectionnée doit faire l'objet d'une étude détaillée qui mettra en évidence les mesures de prévention et de protection déjà en place ou envisagées pour l'année à venir, qui identifiera les facteurs influençant la survenance ou aggravant les conséquences, et enfin qui produira une première évaluation des pertes associées pour l'année à venir.

Quantification des scénarios

La deuxième phase de la modélisation des risques opérationnels consiste à quantifier chaque vulnérabilité. Elle est réalisée principalement par le modélisateur et repose sur l'analyse détaillée de chaque scénario. L'interlocuteur principal du modélisateur est le *risk manager*, mais le recours à l'expert peut être nécessaire pour éclairer ou enrichir éventuellement l'analyse.

Le processus de quantification d'une vulnérabilité (ou d'un scénario) se décompose en six étapes :

- 1 - définir Exposition, Survenance et Gravité ;
- 2 - modéliser l'Exposition à l'aide d'un réseau bayésien ;
- 3 - modéliser la Survenance à l'aide d'un réseau bayésien ;
- 4 - modéliser la Gravité à l'aide d'un réseau bayésien ;
- 5 - générer les pertes potentielles basées sur ce scénario ;
- 6 - calculer la distribution et les fonds propres.

Nous décrivons maintenant chacune de ces étapes.

Définir Exposition, Survenance, Gravité

Cette étape a pour objectif principal de spécifier clairement l'objet exposé, le nombre d'objets exposés, la survenance et la gravité d'une vulnérabilité définie par le triplet {Péril, Objet, Conséquence}.

Rappelons que les objets exposés doivent être indépendants du point de vue du péril considéré pour que le modèle XSG puisse s'appliquer et qu'un péril ne doit pouvoir frapper un objet qu'une seule fois dans l'année.

Ces deux contraintes, qui caractérisent un objet exposé, ne peuvent en général pas être prises en compte lors de la phase de définition des scénarios, il revient au modélisateur d'adapter la notion d'objet à ses besoins.

Par exemple, si la première phase a mis en évidence le péril « panne informatique » sur l'objet « service de traitement des ordres boursiers », cet objet pouvant subir plusieurs pannes dans l'année, il ne peut être considéré comme un objet pour la modélisation. L'objet qui devra être considéré dans ce cas est une tranche de temps de fonctionnement du service de traitement des ordres boursiers. Mais attention, les tranches

de temps doivent être indépendantes par rapport au péril « panne informatique », il est donc nécessaire d'ajuster la durée de la tranche afin d'assurer cette indépendance. Ainsi, on pourra considérer, si une panne dure au maximum une journée, que l'objet exposé est « une journée d'activité du service de traitement des ordres boursiers ».

La définition du « bon » objet exposé est comparable à celle du « bon » système en thermodynamique : elle conditionne la qualité du modèle.

Modéliser l'Exposition

Une fois l'objet défini, l'exposition est la grandeur la plus facile à modéliser. Elle représente le nombre d'objets exposés au péril prévu pour l'année à venir.

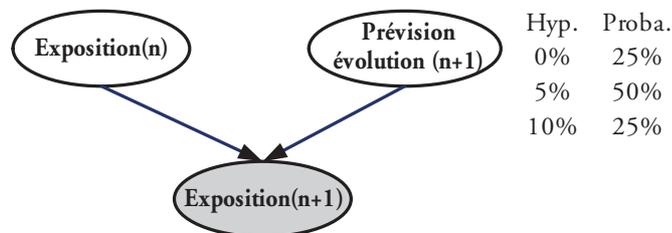
L'exposition traduit en général l'activité prévue pour la banque dans un domaine donné. Par exemple, le nombre de cartes bancaires en circulation ou le nombre de mailings envoyés pour des campagnes commerciales ou le nombre de clients pour des crédits à la consommation sont des mesures de l'exposition.

L'exposition pour l'année à venir est donc le produit de deux grandeurs : l'exposition pour l'année écoulée et la prévision d'évolution de l'activité dans le domaine concerné. L'exposition de l'année écoulée est observée directement. La prévision d'évolution pourra être définie en fonction des objectifs commerciaux ou stratégiques de la banque, et sera, par exemple, fournie sous forme d'une distribution de probabilité traduisant trois hypothèses : basse, moyenne, haute.

Le réseau bayésien d'exposition contient donc au minimum trois nœuds :

- l'exposition de l'année qui vient de s'écouler, qui prend une valeur unique ;
- la prévision d'évolution de l'exposition pour l'année à venir qui prend trois modalités ;
- l'exposition de l'année à venir qui est le produit des deux grandeurs précédentes.

Graphique n° 4
Modélisation de l'Exposition





Modéliser la Survenance

La question qui se pose à ce stade est celle de la survenance d'un péril et de ses conditions. Le modélisateur portera son attention sur les mesures de prévention décrites dans l'analyse détaillée et tentera d'exhiber les enchaînements qui aboutissent au sinistre. Le péril survient ou ne survient pas durant l'année. Quantifier la survenance, c'est définir la probabilité qu'un péril survienne.

Trois types d'approche sont envisageables selon la nature du problème et la disponibilité de l'expertise et des données.

Échelle de fréquence

Si la survenance est très rare et non modélisable, le recours à une échelle de fréquence peut s'avérer utile. Cette échelle exprime combien de fois le péril est susceptible de frapper chaque année. La probabilité de survenance se déduit en divisant par l'exposition.

Ce mode d'évaluation de la fréquence convient, par exemple, aux catastrophes naturelles.

Estimation empirique

Si la survenance est très fréquente et stable dans le temps, une estimation empirique de la probabilité est suffisante. Elle consiste à diviser le nombre de sinistres constatés l'année précédente par l'exposition de l'année précédente.

Ce mode d'évaluation convient, par exemple, aux erreurs humaines (erreur de saisie).

Attention, lorsque l'on comptabilise les sinistres de l'année précédente, il est préférable de comptabiliser aussi, lorsque cela est possible, les *near misses*, c'est-à-dire les incidents sans gravité car cette gravité nulle peut être le fait du hasard.

Modèle théorique

Si le phénomène est bien appréhendé dans l'analyse de la vulnérabilité, le recours à un modèle théorique décrivant le processus qui aboutit à la survenance d'un sinistre est conseillé.

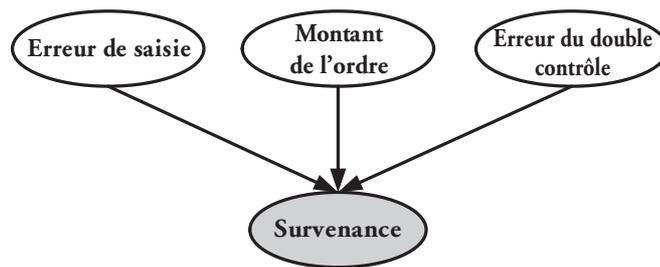
La survenance sera donc conditionnée à la survenance de plusieurs problèmes, chacun de ces problèmes pouvant lui-même être conditionné à plusieurs déterminants.

Exemple : supposons qu'un « ordre de Bourse » puisse être frappé par une « erreur de saisie ». Si, de plus, une mesure de double contrôle a été mise en place pour les ordres de gros montant, la survenance dépendra donc du montant de l'ordre et du fait que le double contrôle a échoué ou non. Un incident survient, soit si « le montant de l'ordre est faible



ET une erreur de saisie a lieu », soit si « le montant de l'ordre est élevé ET qu'une erreur de saisie a lieu ET que le double contrôle a échoué ».

Graphique n° 5
Modélisation de la Survenance



Le réseau bayésien représentant la survenance est alors un arbre logique probabiliste de type arbre des causes.

Modéliser la Gravité

La question qui se pose lors de la modélisation de la gravité est celle de la perte consécutive à la survenance d'un péril sur l'objet exposé. Nous devons donc considérer que le sinistre est survenu et essayer de quantifier le coût des pertes.

La modélisation de la gravité suit cinq étapes :

- 1 - équation de la gravité ;
- 2 - probabilisation ;
- 3 - conditionnement ;
- 4 - construction du réseau bayésien et distribution ;
- 5 - validation.

Équation

La première question qui se pose concerne le coût et les raisons du coût d'un sinistre potentiel.

L'équation de la gravité est une relation mathématique déterministe exprimant la gravité comme une fonction d'un ensemble de facteurs. Ces facteurs sont donc les déterminants ou causes de la gravité.

Considérons un « incendie » frappant une « agence bancaire ». La perte consécutive à un incendie est le coût de reconstruction des bâtiments endommagés et le coût de remplacement des aménagements ; à titre prudentiel, nous supposons que tout le mobilier sera remplacé. Le coût du sinistre est alors égal au montant de la reconstruction et de l'aménagement, supposés dépendre linéairement de la surface de l'agence



et éventuellement d'un taux de destruction par l'incendie. La gravité s'exprime alors en fonction des facteurs suivants :

- surface de l'agence ;
- pourcentage détruit par l'incendie ;
- prix des aménagements au m² ;
- coût de reconstruction au m².

L'équation est une relation formelle. Elle doit être établie en faisant abstraction des difficultés de quantification précise de ses facteurs.

L'intérêt de cette équation est que l'on peut calculer une perte potentielle en faisant des hypothèses sur chaque facteur. Il n'est pas nécessaire d'avoir des sinistres pour obtenir des données de pertes, il suffit d'en simuler à partir des facteurs.

Lorsque l'équation est difficile à établir, on pourra toujours adopter une position prudentielle et exprimer une équation qui majore la gravité. Cette prudence, si elle ne coûte pas trop cher à l'arrivée en fonds propres, permet bien souvent de simplifier les problèmes.

Probabilisation

Si l'équation établit une relation exacte entre la gravité et ses facteurs, il faut garder à l'esprit que les facteurs dépendent en général au minimum de l'objet frappé et doivent donc être représentés par des variables aléatoires.

L'étape de probabilisation de l'équation consiste à caractériser la distribution de chaque facteur. Si des données sont disponibles sur le facteur, une distribution empirique calculée sur les données sera appliquée. Si une loi théorique est connue sur le facteur (par exemple : le rendement d'un marché suit une loi log-normale), ses paramètres doivent être estimés ou fournis par les experts. Si aucune donnée historique n'est disponible, ni aucune loi théorique connue, la distribution sera établie à partir de probabilités subjectives données par des experts.

Revenons à l'exemple de l'incendie sur une agence bancaire et probabilisons son équation. Le facteur « coût aménagement/m² » suit une distribution empirique calculée sur l'ensemble des agences. Le facteur « pourcentage détruit » suit une distribution théorique dont les paramètres pourront être fournis par l'ingénieur sécurité. Le facteur « coût bâtiment/m² » suit une distribution empirique obtenue à partir de données de marché externes. Le facteur « surface » suit une distribution empirique obtenue du service gérant le parc immobilier de la banque.

Conditionnement

Les facteurs de la gravité étant définis à travers l'équation, la question se pose de savoir si ces facteurs dépendent eux-mêmes d'autres déter-



minants. De quoi dépend, par exemple, le coût immobilier au m² d'une agence bancaire ?

Le conditionnement d'un facteur consiste à :

- rechercher ses déterminants ;
- définir la distribution de chaque déterminant ;
- établir la relation entre la distribution du facteur et la distribution de chaque déterminant.

Attention, il ne s'agit pas de conditionner un facteur par des déterminants inutilisables dans la pratique.

Un déterminant doit être au minimum quantifiable, c'est-à-dire que sa distribution doit être calculable. Un déterminant qui n'est pas quantifiable, même s'il a manifestement une influence sur la gravité, ne nous est d'aucun secours lors de la modélisation quantitative. Il est, par exemple, clair que la pugnacité des services juridiques est un déterminant du montant des indemnités dues au titre d'un défaut de conseil. Malheureusement, cette pugnacité est difficilement quantifiable et ne sera donc pas retenue dans le modèle.

Deux qualités sont à rechercher pour un déterminant : son caractère prévisible et contrôlable.

Un déterminant prévisible est un déterminant qui peut être prévu ou faire l'objet d'hypothèses raisonnables. Par exemple, le rendement du marché « action » français est un déterminant prévisible car on peut faire des hypothèses raisonnables sur son comportement dans l'année à venir.

Un déterminant est contrôlable si la banque peut modifier sa distribution. Le rendement du marché « action » n'est pas contrôlable par la banque alors que le niveau de formation des salariés peut être contrôlé en engageant des plans de formation. L'intérêt d'un déterminant contrôlable est qu'il constitue un levier de réduction des risques.

Distribution

À ce stade, le modèle est parfaitement décrit. Pour calculer la distribution de la gravité, nous devons construire notre « machine à calculer des distributions conditionnelles » : le réseau bayésien.

Les nœuds du réseau sont la gravité, les facteurs et les déterminants.

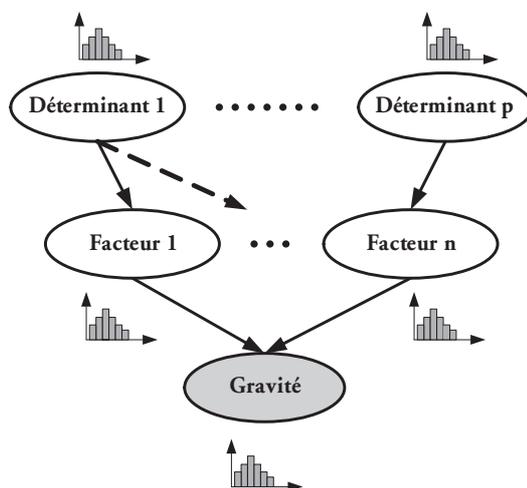
La distribution conditionnelle de la gravité à ses facteurs se déduit directement de l'équation.

La distribution des facteurs a été définie lors de l'étape de probabilisation.

La distribution conditionnelle d'un facteur à ses déterminants et la distribution des déterminants ont été définies lors du conditionnement.

Une fois construit, le réseau calcule naturellement la distribution de la gravité par inférence.

Graphique n° 6
Calcul de la distribution de la gravité



Validation

Le premier niveau de validation est structurel. Il concerne le graphe de connaissance et les distributions conditionnelles. Par construction même, le réseau bayésien n'est qu'une traduction directe de la connaissance des experts. Toutefois, des hypothèses sont parfois posées quant aux distributions (probabilités subjectives...) qu'il convient de valider.

Le deuxième niveau de validation est numérique. Le modèle doit être confronté aux pertes observées, si elles existent. Mathématiquement, il s'agit de vérifier que les pertes constatées sont vraisemblables dans le cadre du modèle posé. Évidemment, la mesure de cette vraisemblance n'est possible que si nous avons pu observer des pertes. Dans le cas des risques de gravité, aucune validation rigoureuse n'est donc possible. Seuls les experts pourront évaluer la plausibilité de la distribution obtenue.

Cette impossibilité de confronter un modèle aux données dans le cas des risques de gravité encourage une approche basée sur l'expertise car cette dernière permet une validation structurelle.

Échantillonnage

Nous disposons à ce stade de trois réseaux bayésiens respectivement pour l'exposition, la survenance et la gravité.

Ces trois réseaux peuvent être interconnectés et ne doivent donc pas être considérés indépendamment. Si l'on revient à l'exemple des erreurs de saisie sur ordres de Bourse, le montant de l'ordre conditionne à la fois la survenance, car les ordres de montant élevé subissent un contrôle

supérieur, et la gravité, car la perte est d'autant plus élevée que le montant de l'ordre est important. Nous regroupons donc ces trois réseaux en un seul réseau que nous appelons réseau XSG.

L'objectif de l'échantillonnage d'une vulnérabilité est d'effectuer une simulation de Monte Carlo d'un grand nombre d'années d'exercice, en utilisant le réseau XSG.

Pour chaque année simulée :

- échantillonner l'exposition suivant le modèle disponible ;
- pour chaque objet exposé, calculer sa probabilité d'être touché par un sinistre et tirer aléatoirement la survenance d'un sinistre ;
- pour chaque sinistre, échantillonner sa gravité ;
- cumuler les pertes de tous les sinistres échantillonnés.

Cet échantillonnage se fait bien sûr en tenant compte des interdépendances entre les déterminants.

Distribution et fonds propres

Nous disposons à ce niveau de N années de pertes simulées. Nous sommes donc en mesure de calculer la distribution des pertes annuelles, soit en considérant un histogramme, soit en ajustant une distribution théorique sur les pertes échantillonnées.

Les fonds propres peuvent alors être calculés en considérant le centile à 99,9 % de la distribution.

Résumé

La démarche de modélisation des vulnérabilités retenue pour les risques de gravité et pour les risques de fréquence instables ou à impact cumulé élevé est une démarche résolument basée sur la connaissance. Tout le processus de modélisation conduit à produire des données de pertes simulées fondées sur une connaissance du scénario générateur de risques. À ce titre, notre démarche pourra être rapprochée d'une LDA classique : on peut la qualifier de LDA conditionnelle basée sur des scénarios. Pour la LDA classique, les données passées sont supposées représenter les risques futurs, alors que dans la LDA conditionnelle, les données passées s'effacent devant les pertes potentielles produites à partir de modèles de connaissance.

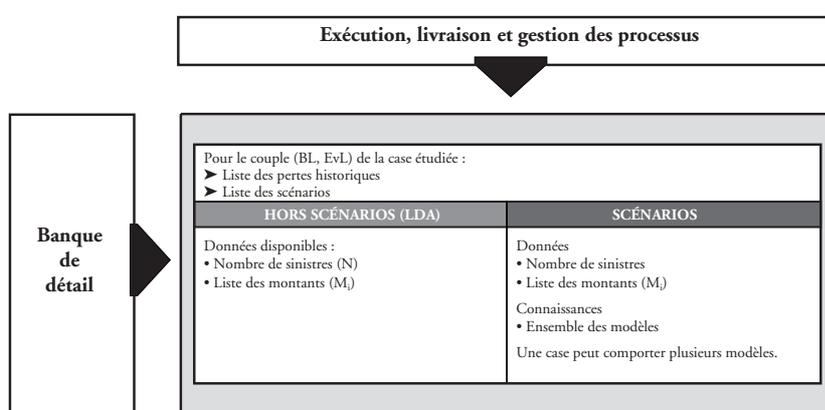
INTÉGRATION DES MODÈLES

Nous venons de voir comment aborder et quantifier l'ensemble des risques identifiés. Pour les risques courants, une approche classique de LDA permet de faire l'hypothèse d'une distribution génératrice unique. Pour les risques rares, un modèle causal spécifique par scénario de vulnérabilité permet de représenter la distribution des pertes liées à ce scénario.

Si nous effectuons un « zoom » sur la matrice de Bâle, chaque case contient deux types de connaissances :

- des données historiques de pertes, pour les risques de fréquence stables ;
- des scénarios de vulnérabilité, pour les risques de gravité.

Graphique n° 7 Zoom sur la matrice de Bâle



23

Comment intégrer l'ensemble de ces informations pour évaluer la distribution des pertes potentielles ?

La première étape est d'assembler les modèles associés à chacune des vulnérabilités. Pour cela, il faut identifier les éventuels indicateurs communs, qui seront autant de critères de corrélation des risques.

La deuxième étape est d'échantillonner les pertes pour les scénarios et pour les risques courants.

Nous détaillons ces deux étapes.

Assemblage des modèles

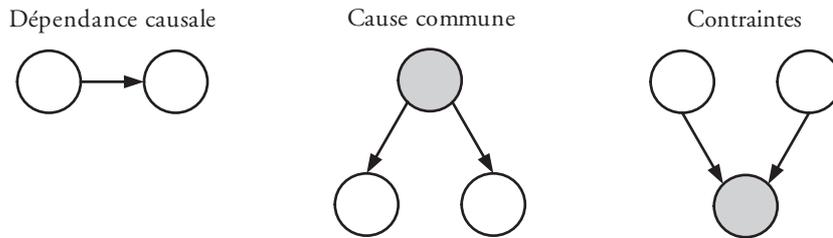
Nous disposons de plusieurs dizaines de scénarios modélisés par des réseaux bayésiens. La question qui se pose alors est celle de l'organisation de ces modèles.

Chaque modèle possède ses indicateurs dont certains peuvent être partagés par plusieurs modèles. Ceci induira des corrélations entre les modèles. Par conséquent, l'évaluation globale des risques opérationnels ne peut se faire en ajoutant simplement les fonds propres calculés indépendamment pour chaque scénario. Il est indispensable de structurer les indicateurs et d'appliquer cette structuration au niveau du modèle global.

Trois types de dépendance peuvent exister entre les indicateurs :

- la dépendance causale : un indicateur est le déterminant d'un autre indicateur. Par exemple, le nombre de clients influence le nombre de cartes bancaires, le nombre d'opérations...
- la codépendance : des indicateurs peuvent partager une cause commune. Par exemple, une évolution favorable des marchés financiers augmentera l'activité Titres et l'activité de la gestion d'actifs ;
- les contraintes : les indicateurs peuvent être reliés par des contraintes. Par exemple, les choix stratégiques peuvent privilégier une activité au détriment d'une autre.

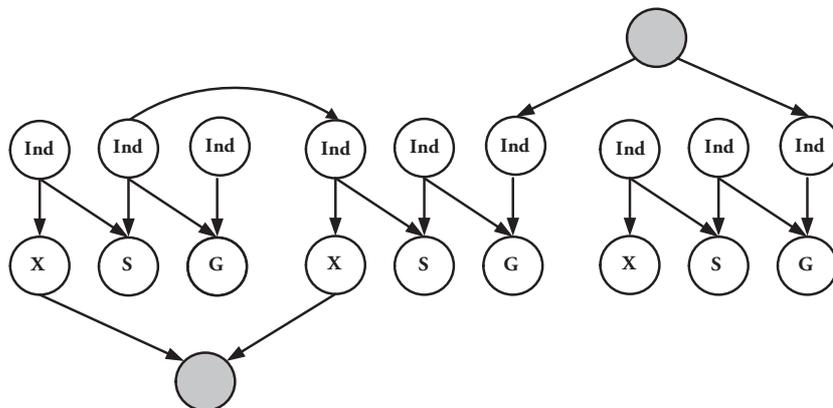
Graphique n° 8
Les trois types de dépendance



24

Une fois les dépendances entre les indicateurs identifiées, l'assemblage des modèles peut être réalisé. Cet assemblage consiste simplement à regrouper l'ensemble des modèles XSG individuels en appliquant les trois types de relations entre les déterminants.

Graphique n° 9
Assemblage des modèles





Echantillonnage des pertes annuelles

Pour les risques modélisés par scénario, nous utilisons maintenant le modèle global élaboré précédemment pour échantillonner des pertes annuelles au niveau d'agrégation désiré : case, ligne ou colonne de la matrice de Bâle ou groupe de vulnérabilités...

Cet échantillonnage se fait par simulation de Monte Carlo sur N années d'activité de la banque, de la même façon que plus haut, mais bien sûr en tenant compte maintenant des interdépendances entre modèles.

Parallèlement, pour les risques courants modélisés par LDA, nous procédons de même en utilisant une loi de Poisson pour le nombre d'incidents par an et une loi ajustée sur les pertes constatées pour la gravité.

Nous avons ainsi échantillonné N années d'activité de la banque, simulant le déclenchement des scénarios modélisés et la survenance des risques courants, en tenant compte des interdépendances entre ces risques. Nous pouvons alors calculer la distribution globale des pertes annuelles, soit empiriquement, soit en ajustant une distribution théorique pour calculer les fonds propres au titre des risques opérationnels.

La démarche proposée ici a permis de répondre aux trois objectifs fixés initialement pour la modélisation des risques opérationnels.

Nous avons développé un modèle qui permet de calculer les fonds propres au titre des risques opérationnels.

Le modèle permet de prévoir l'influence d'un indicateur en modifiant sa distribution et en mesurant l'impact sur la distribution des risques opérationnels. On pourra par exemple analyser l'impact d'un krach boursier « mou », l'impact d'un changement de réglementation, ou encore l'impact de la dégradation de la fiabilité des partenaires commerciaux.

Le modèle permet enfin de comprendre les processus générateurs de risques, d'identifier les leviers de réduction des risques et d'évaluer l'intérêt d'une mesure de réduction des risques en prenant en compte son coût. Les leviers de réduction doivent être choisis parmi les indicateurs contrôlables par la banque. Une mesure de réduction, qui consiste à agir sur un levier de réduction, a un coût. La comparaison entre le coût de la mesure de réduction et son impact sur la distribution des risques opérationnels fait partie de l'étude qui justifie la mise en place de la mesure. De telles études pourront, par exemple, être menées pour évaluer l'opportunité d'un Plan de continuité d'activité ou

bien justifier la mise en place d'un programme de formation pour améliorer la qualification des agents.

Pour conclure, nous avons proposé une approche quantitative en continuité avec la modélisation à dire d'expert, les risques et les indicateurs étant définis par les experts.

Cette approche prend en compte les données historiques internes et externes pour valider les modèles de vulnérabilité et quantifier les indicateurs.

Enfin elle combine les trois grandes méthodes de modélisation des risques opérationnels :

- les indicateurs globaux, qui peuvent être exprimés qualitativement et mesurés au niveau de la banque, jouent le rôle de *score-card*. Chaque hypothèse sur la distribution d'un de ces indicateurs globaux constitue une modalité du *score-card* ;
- les modèles bayésiens (XSG) sont la mécanique fine qui permet de passer de ces indicateurs à des distributions de pertes : ils réalisent une analyse probabilisée de scénarios. C'est, selon nous, la principale force de cette méthode qui relie de façon détaillée et justifiable les indicateurs de risques à la distribution de pertes ;
- l'ajustement de la distribution de pertes par une loi théorique est proche de la démarche de la LDA, mais la distribution utilisée est basée sur une simulation et non sur un historique de pertes.

BIBLIOGRAPHIE

GAULTIER-GAILLARD S., LOUISOT J.-P. (2004), *Diagnostic des risques, Identifier, analyser et cartographier les vulnérabilités*, Ed. Afnor.

VERET C., MEKOUAR R. (2005), *Fonction: Risk manager*, Ed. Dunod.

NAÏM P., WUILLEMIN P.-H., LERAY P., POURRET O., BECKER A., (2004), *Réseaux Bayésiens*, 2^{ème} édition, Ed. Eyrolles.