



المندوبية السامية للتخطيط
HAUT-COMMISSARIAT AU PLAN

ROYAUME DU MAROC
*_*_*_*_*
HAUT COMMISSARIAT AU PLAN
*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*

INSTITUT NATIONAL
STATISTIQUE ET D'ECONOMIE APPLIQUEE

INSEA



Projet de Fin d'Etudes

Evaluation du risque opérationnel au niveau d'une banque nationale

Préparé par : *Mr Abderrafie MOUNJID (S-E)*
Mr Tarik LYASMINE (A-F)

Sous la direction de : *Mr Ilyes BOUMAHDJ (INSEA)*
Mme Manal HMMINA (BMCI)

Soutenu publiquement comme exigence partielle en vue de l'obtention du

Diplôme d'Ingénieur d'Etat

**Option : Statistique-Economie Appliquée
Actuariat Finance**

Devant le jury composé de :

- *Mr Ilyes BOUMAHDJ (INSEA)*
- *Mr EL KADIRI Nacer (INSEA)*
- *Mme Manal HMMINA (BMCI)*

Juin 2015

N° 17

Suite à des considérations réglementaires mise au point par Bâle II, Bank Al Maghreb a lancé un débat sur la définition, l'identification, la mesure et la gestion du risque opérationnel à partir de juin 1999. La mobilisation d'une partie des fonds propres pour couvrir toute exposition aux éventuels risques est devenue une exigence primordiale pour toutes les banques et assurances, cela se fait par le biais du provisionnement d'un ratio du produit net bancaire.

Cela étant dit, les banques cherchent toujours à minimiser ces fonds grâce à un dispositif de mesure qui permet de déterminer ce ratio par différentes approches.

L'ultime but de tous les organismes est de maximiser leur profit tous en minimisant les pertes. Nous nous intéresserons aux pertes subies par les types d'événement du risque opérationnel ainsi qu'à leurs fréquences.

Nous chercherons tout d'abord à comprendre le comportement des données du risque opérationnel et les analysées. En observant à chaque fois notre variable d'intérêt d'un angle précis, nous aurons une vision plus large sur les causes de ces risques et comment y remédier soit pour les prévenir soit pour s'en couvrir.

Pour ce faire, nous commencerons en premier lieu par la détermination du dispositif de la gestion du risque opérationnel spécialement au sein de la BMCI. Nous réalisons, par la suite, une étude descriptive qui englobera la présentation de quelques résultats statistiques suivi d'une analyse factorielle des correspondances qui nous montrera les vraies causes de chaque type d'événement du risque opérationnel. Ensuite nous établirons une analyse de variance qui teste à quel point l'impact financier est lié au type d'événement. Ceci fait, nous modéliserons les fréquences et les sévérités des risques opérationnels, en ayant recours aux modèles probabilistes. Enfin, nous déterminerons la perte agrégée par le biais de la simulation de Monte-Carlo pour calculer la valeur à risque opérationnel.

Dédicaces

A ma chère Mère,

Tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, l'exemple du dévouement mon amie qui a toujours su m'écouter quel que soit mon âge.

Ma mère qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi...

A mon cher père,

Je n'oublierais jamais Tes sacrifices, depuis le jour où tu m'emmenais à l'école à bicyclette sous la pluie jusqu'à aujourd'hui, tu es un exemple du père qui ne baisse jamais les bras et j'essaierai toujours de suivre tes traces.

A mon cher frère Amíno

Tu es mon petit frère qui m'a appris beaucoup de chose rien que par le silence...je te respecte beaucoup frero, je te souhaite un avenir plein de bonheur et de réussite ☺

A ma petite sœur chérie OUM OUM

Petite que tu es, tu seras toujours ainsi à mes yeux, même si t'e en bac maintenant, même si tu te marie, même si tu as des petits enfants ☺

A mes chers amis,

Je remercie tous mes amis que j'aime beaucoup, je suis conscient de ma chance d'être entourées de personne comme vous.

ABDERRAFIE

Dédicaces

A mes très chers parents,

En témoignage de ma profonde gratitude pour tous les efforts et les sacrifices que vous avez fait depuis ma naissance.

Aucun mot ne saura exprimer mon profond amour et mon ultime reconnaissance pour votre soutien et votre amour. Que Dieu vous procure santé, bonheur et longue vie pour que je puisse vous comblez à mon tour.

A mon très cher frère Ayoub

Pour tout le soutien et l'amour que tu me donnes chaque jour, je ne saurai exprimer ma joie de t' avoir dans ma vie. Je t' aime

A mes Grands-mères,

Pour toutes vos prières, votre amour et votre dévouement. Que Dieu vous donne santé et longue vie

A ma famille,

Que ce travail soit votre fierté et l'aboutissement de votre soutien...

A mes chers amis,

Ces t années passées à vos côtés ont été les plus merveilleuses de ma vie...

Pour tous les moments de joie et de rire que nous avons partagés

Je vous aime énormément ...

A tous ceux qui m'aiment sincèrement, je vous aime ...

Je vous dédie ce travail

TARIK

Remerciements

Au terme de ce travail, nous avons l'honneur d'exprimer notre profonde gratitude pour M^r Ilyes BOUMEHDI, notre encadrant interne et professeur à l'INSEA, pour son encadrement, son grand soutien, ses remarques pertinentes, ses valeureuses orientations ainsi que ses multiples encouragements. Sans ces éléments, ce travail ne saurait être achevé.

Nous tenons par ailleurs à adresser non profonds et sincères remerciements à M^{me} HMMINA Manal, notre encadrante externe, pour l'encadrement, l'intérêt et l'aide précieux apportés à ce travail, malgré ses occupations extrêmes.

Nous tenons également à exprimer nos remerciements à notre professeur M^r EL KADIRI Nacer, en tant que membre du jury, pour son temps consacré à la lecture de notre rapport et à la critique de notre travail.

Notre reconnaissance est aussi forte à tous les membres de l'équipe de la BMCI qui ont contribué, de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail. Nous présentons en particulier nos vifs remerciements à M^r Hassan, pour ses éclaircissements, son soutien, sa disponibilité ainsi que pour sa sympathie habituelle.

Nous conservons enfin un remerciement spécial pour le corps professoral de notre institut pour la formation de qualité qu'il nous a dispensé.

Table des abréviations

AMA	A dvanced M easurement A pproach
BAM	B ank A l M aghrib
BIA	B asic I ndicator A pproach
BL	B usiness L ine
CPPC	C lients, P roduits, P ratiques C ommerciales et réglementation
DAC	D ommages aux A ctifs C orporels
DAS	D ysfonctionnement de L' Activité des S ystèmes
ELGP	E xécution, L ivraison Et G estion De P rocessus
FE	F raude E xterne
FI	F raude I nterne
KS	K olmogorov S mirnov
LDA	L oss D istribution A pproach
PNB	P roduit N et B ancaire
QQ	Q uantile Q uantile
RO	R isque O opérationnel
VAR	V alue A t R isk
VBA	V isual B asic for A pplications

Table des matières

Introduction générale

Chapitre préliminaire : Présentation de l'organisme et plan d'étude

I. Présentation de l'organisme d'accueil :	17
1. Présentation de la BMCI :	17
2. Classement Rating de la BMCI :	18
3. Gestion du capital réglementaire	18
II. Activité bancaire :	19
1. Quelques généralités :	19
2. Les risques bancaires :	19
a. Le risque de crédit :	20
b. Le risque opérationnel :	20
c. Le Risque de Marché	21
3. Les accords de Bâle et cadre réglementaire :	21
a. Comité de Bâle : fondation et objectifs :	22
b. Les Accords de Bâle I :	22
c. Les Accords de Bâle II :	23
d. Les Accords de Bâle III :	25

Chapitre 2 : Analyse du risque opérationnel selon une méthode avancée

I. Contexte du risque opérationnel	28
1. Préambule	28
2. Définitions	28
3. Typologie des événements de risque opérationnel	29
4. Ligne de métiers	31
II. Méthodes de mesure et de gestion du risque opérationnel	33
1. l'approche de base (Basic Indicator Approach BIA).....	33
2. L'approche standard (Standardised Approach STA).....	34
3. L'approche avancée (Advanced Measurement Approach AMA)	36
a. Inputs, Principe et critères.....	36

b.	Approche scorecard	37
c.	Approche par scénario	38
d.	Approche statistique LDA	39
Chapitre 3: Etude descriptive		
I.	Système de collecte de données relatives aux pertes opérationnelles.....	43
1.	Base de données internes	43
2.	Base de données externe.....	43
3.	Base de données observées.....	43
II.	Analyse descriptive	44
1.	Statistique descriptive.....	44
2.	Analyse factorielle des correspondances	45
a.	Introduction.....	45
b.	Pourquoi utiliser le logiciel R	46
c.	Tableau de contingence.....	46
d.	Valeurs propre.....	48
e.	Contributions.....	49
f.	Présentation des axes factoriels	50
Chapitre 4: Distribution de la sévérité et la fréquence du risque opérationnel		
I.	Les distributions de probabilités	53
1.	Distribution empirique :.....	53
2.	Les lois continues :	54
a.	La loi log-normale :	54
b.	La loi exponentielle :	54
c.	La loi de Weibull :	54
d.	La loi Gamma :	54
3.	Les lois discrètes :.....	55
a.	La loi de poisson :.....	55
b.	La loi binomiale :	55
c.	La loi binomiale négative :	55
II.	La méthode Loss Distribution Approach (LDA) :.....	56
1.	Les conditions d'application de la méthode :	56

2.	Les étapes d'application de la méthode LDA :.....	56
III.	Estimation des distributions de sévérité et de fréquence:	59
1.	Distribution de la sévérité des risques opérationnels :	59
a.	Distributions proposées :.....	59
b.	Tests d'ajustements:.....	60
c.	Le choix du modèle de la sévérité :	61
i.	Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus:.....	61
ii.	La fraude externe:.....	64
2.	Distribution de la fréquence des risques opérationnels :	66
a.	Distributions proposées :.....	66
b.	Test d'ajustement :	66
i.	Test graphique :.....	66
ii.	Test statistique :.....	66
c.	Le choix du modèle de la fréquence :	66
i.	Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus:.....	67
ii.	La fraude externe :.....	69
Chapitre 5: Calcul de la VAR par la simulation de Monte Carlo		
I.	Aperçu théorique sur la Value At-Risk (VAR) :	74
1.	Définition de la VAR :.....	74
2.	Propriétés de la VAR :.....	75
3.	Avantages et inconvénients de la VAR :.....	75
4.	Les méthodes appliquées pour le calcul de la VAR :.....	76
a.	La méthode paramétrique :	76
b.	La méthode historique :	76
c.	La méthode de la simulation de Monte Carlo :.....	76
II.	Simulation de Monte-Carlo :	76
1.	Génération des nombres aléatoires :.....	77
a.	Transformation inverse :.....	77
b.	Acceptation-rejet :.....	77
2.	Algorithme de la simulation de Monte Carlo pour le calcul de la VAR : ..	77
III.	Conception et réalisation de l'application :	78

1.	Présentation générale de l'application :.....	78
2.	Réalisation de l'application :	80
a.	La simulation des lois de distribution de la sévérité :	80
b.	La simulation des lois de distribution de la fréquence :.....	82
c.	La simulation de Monte Carlo :	85
3.	Le calcul de la Value At Risk :.....	85
a.	Le calcul des fonds propres :	85
b.	Comment avoir de meilleurs résultats.....	87

Conclusion générale

Bibliographie

Annexes

LISTE DES FIGURES

Figure 1: les grandes lignes des réformes entreprises par le comité de Bâle	24
Figure 2: Pertes par ligne de métier et type d'événement.....	33
Figure 3: Les inputs de la modélisation du risque opérationnel.....	37
Figure 4: Les étapes de l'approche du Scorecard.....	38
Figure 5: La méthode loss distribution approach (LDA)	40
Figure 6: Exigences de qualité pour les différentes approches	40
Figure 7: diagramme des valeurs propres	48
Figure 8: contributions des axes factoriels.....	49
Figure 9: contributions des processus et des types d'événements	49
Figure 10: graphique des axes factoriels	50
Figure 11: Critère de choix de la distribution de fréquence.....	57
Figure 12: Les étapes de la méthode LDA.....	59
Figure 13: Ensemble des diagrammes Q-Q des lois (ELGP).....	62
Figure 14: Test de Kolmogorov-Smirnov	63
Figure 15: Ensemble des diagrammes Q-Q des lois (FE).....	64
Figure 16: Test de Kolmogorov-Smirnov	65
Figure 17: la moyenne et la variance empirique de la fréquence "ELGP"	67
Figure 18: ajustement par la loi de poisson.....	68
Figure 19: Ajustement par la loi binomiale négative	68
Figure 20: Test de khi-deux pour le type "ELGP"	69
Figure 21: : la moyenne et la variance empirique de la fréquence « FE »	69
Figure 22: Ajustement par la loi binomiale négative	70
Figure 23: Ajustement par la loi poisson	70
Figure 24: Test de khi-deux pour le type "fraude externe"	71
Figure 25: Représentation graphique de la VAR	75
Figure 26: Interface de l'application.....	78
Figure 27: Liste des distributions de sévérité utilisées.....	79

Figure 28: Liste des distributions utilisées pour la fréquence.....	79
Figure 29: Simulation de la loi log-normale	81
Figure 30: Simulation de la loi exponentielle	81
Figure 31: Simulation de la loi Weibull.....	82
Figure 32: Simulation de la loi Gamma	82
Figure 33: Simulation de la loi de poisson.....	83
Figure 34: Simulation de la loi binomiale.....	84
Figure 35: Simulation de la loi binomiale négative	84
Figure 36: Simulation de Monte Carlo.....	85
Figure 37: Le calcul de la VAR pour le type "ELGP"	86
Figure 38: Le calcul de la VAR pour la fraude externe	87

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: fréquence des incidents historiques par type d'événement	44
Tableau 2: Pertes en %	45
Tableau 3: Tableau de contingence	47
Tableau 4: Estimation des paramètres « ELGP »	63
Tableau 5: Les valeurs de la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour "ELGP "	63
Tableau 6: l'estimation des paramètres « FE »	65
Tableau 7: Les valeurs de la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour le type de risque "FE"	65
Tableau 8: L'estimation des paramètres pour la loi det la loi binomiale négative.....	69
Tableau 9: L'estimation des paramètres pour la loi de poisson et la loi binomiale négative	71
Tableau 10: récapitulatif des distributions de la sévérité et la fréquence	72

Introduction générale

Durant ces dernières années, nous remarquons un intérêt croissant de la part des institutions financières pour identifier les pertes associées aux risques opérationnels, suite à des considérations réglementaires, d'une part, et aussi à l'occurrence des pertes colossales liées à ce risque dans le secteur financier, d'autre part.

Ces pertes constituent un signal d'alerte pour les institutions financières qui doivent impérativement le définir, le mesurer et le gérer afin d'éviter les éventuelles pertes qui peuvent en découler.

Conscientes de ce grand risque, les autorités réglementaires avaient lancé le débat sur la définition, l'identification, la mesure et la gestion du risque opérationnel à partir de juin 1999. Elles introduisent ainsi de la pression sur les banques afin qu'elles mettent en place un cadre de gestion propre au risque opérationnel. Ce cadre permet, entre autres, l'identification des pertes et la mesure des fonds propres opérationnels.

Dans ce cadre, plusieurs approches de mesure des fonds propres relatifs au risque opérationnel ont été proposées par les autorités règlementaires, sauf que les banques sont invitées elles aussi à développer leur propre méthode ; une méthode de mesure avancée qui reflètera mieux le niveau de maîtrise du risque opérationnel. Le développement d'une telle méthode de mesure est l'objectif principal de ce travail. Nous étudions, en effet les différentes facettes de la quantification du risque opérationnel des institutions bancaires dans le but de développer une mesure qui tient compte de l'exposition réelle d'une banque. Ainsi, l'objectif de notre projet de fin d'études est de proposer une méthode robuste pour le calcul de la Value at Risk opérationnel qui sera la plus réaliste et la plus représentative du niveau de risque opérationnel .

Notre étude, portant sur la quantification du risque opérationnel et le développement d'une mesure des fonds propres, comporte trois parties :

La première partie est dédiée à une analyse descriptive des données internes de la banque, à savoir les sévérités et les fréquences des pertes opérationnelles.

La deuxième partie de ce rapport met l'accent sur l'estimation de la distribution des sévérités et celle des fréquences des incidents opérationnels .Le choix de ces distributions est en effet d'une importance cruciale, car il permet de décrire le comportement des pertes et estimer correctement la valeur à risque opérationnel.

En ce qui concerne la troisième partie, nous présentons un modèle interne du risque opérationnel de la banque. L'approche retenue permettra de calculer la valeur à risque (VAR) et d'allouer les fonds propres au titre du risque opérationnel par le biais

de la simulation de Monte-Carlo, et cela à un niveau de confiance de 99.9%. Enfin, nous testons la vigueur de notre modèle en le comparant avec le modèle standard utilisant l'approche indicateur de base.

CHAPITRE PRELIMINAIRE

Présentation de
l'organisme et
plan d'étude

I. Présentation de l'organisme d'accueil :

1. Présentation de la BMCI :

La Banque Nationale de Paris (BNP) a développé ses activités au Maroc depuis 1940, via sa filiale marocaine la BNCIA (Banque Nationale pour le Commerce et l'Industrie en Afrique). La BMCI (Banque Marocaine pour le Commerce et l'Industrie) a vu le jour en 1964, lors du processus de marocanisation. En 2000, le groupe BNP fusionne avec le groupe Paribas qui était également présent au Maroc depuis le début du siècle dernier. Son bureau de représentation y a été très actif dans l'activité de « Banque d'Affaires ». En novembre 2001, l'acquisition de l'ex ABN Amro Bank Maroc par la BMCI lui a permis de conforter sa position de banque de référence au service de ses clients. L'encadré 1 détaille les étapes clés de l'évolution de la BMCI.

Historique de la BMCI

- **1907** : Implantation de Paribas au Maroc
- **1940** : Implantation de BNCI (BNPI) au Maroc
- **1943** : Création de la BMCI
- **1972** : Introduction à la Bourse de la BMCI
- **1994** :
 - Mise en place du plan de restructuration 1994-1997
 - Renforcement de BNP Paribas dans la gestion opérationnelle de la BMCI
 - Doublement du capital porté à 515 millions de dirhams
- **1998** : Mise en place du plan de développement Horizon 2000
- **2000** : Obtention de la certification ISO 9002 pour ses activités de crédits et de remises documentaires. Elle est la première Banque marocaine à obtenir cette certification
- **2001** : Fusion de la BMCI avec ABN Amro Bank Maroc
- **2003** : BMCI adopte un mode de gouvernance à Conseil de Surveillance et à Directoire
- **2004** :
 - Démarrage de l'activité Western Union
 - BNP Paribas et BMCI co-chefs de file de l'introduction en Bourse de

Maroc Telecom

- **2005** : Création de BMCI Crédit Conso & Partenariat BMCI-Cetelem
- **2006**: Tenue de la convention des cadres et de l'ensemble des collaborateurs pour faire le point sur le plan moyen terme 2002-2005 et présenter les grandes lignes du nouveau plan stratégique Cap 2009
- **2007** :
 - BMCI obtient les meilleurs ratings délivrés par FITCH Rating au Maroc (F1+ pour le Court Terme et AAA pour le Long Terme)
 - Certification des opérations de virements internationaux.

Source : Rapport annuel de la BMCI, 2013

Aujourd'hui, le groupe BNP-Paribas est l'actionnaire de référence de la BMCI. A cet effet, les méthodes appliquées par cette dernière sont largement inspirées des méthodes de la maison mère BNPP.

2. Classement Rating de la BMCI :

La BMCI détient les meilleurs ratings délivrés par FITCH au Maroc. La mission annuelle de rating a été menée par l'agence internationale de rating FITCH fin 2007. A l'issue de ses travaux d'analyse, le comité de notation a confirmé les notes attribuées en novembre 2006.

Ces notes reflètent la qualité et la capacité de la BMCI à honorer ses engagements financiers en temps et en heure et représentent les meilleurs ratings délivrés par FITCH au Maroc.

L'excellent niveau des notes obtenues traduit les efforts déployés par la BMCI pour développer une gestion dynamique et rigoureuse, avec une maîtrise des risques adaptés. Il conforte sa solidité financière et sa capacité à se conformer aux standards internationaux.

Par ailleurs, ce rating présente plusieurs avantages pour la BMCI, notamment un univers d'investissement plus large, un accès stabilisé et diversifié aux marchés de capitaux et un argument commercial pour la clientèle.

3. Gestion du capital réglementaire

Le Groupe BMCI est soumis au respect de la réglementation prudentielle prescrite par BAM qui est, rappelons-le, la banque centrale du Maroc. Il s'agit notamment du ratio de solvabilité et de division des risques.

Le ratio de solvabilité du Groupe, conformément à la circulaire N°25/G/2006, est égal au rapport entre les fonds propres prudentiels globaux et les montants pondérés au titre du risque de crédit, de marché et du risque opérationnel.

Les fonds propres prudentiels sont déterminés conformément à la circulaire N°7/G/2010 de BAM. Ils sont répartis en trois catégories : les fonds propres de base, les fonds propres complémentaires et les fonds propres sur-complémentaires sur lesquels est réalisé un certain nombre de déductions.

II. Activité bancaire :

1. Quelques généralités :

Les banques constituent actuellement des acteurs incontournables de la vie économique d'un pays, dans la mesure où elles jouent un rôle majeur dans la vie quotidienne des ménages et des entreprises, en leur assurant tout un ensemble de fonctions, telles que :

- la gestion des moyens de paiements ;
- la garantie de la sécurité des transactions ;
- la fourniture des services de crédits (de consommation, immobiliers, d'achat d'une voiture...);
- le drainage de l'épargne ; le rôle d'un intermédiaire sur les marchés financiers ;
- le conseil aux particuliers et aux entreprises : le premier étant imposé par les tribunaux et souvent gratuit sauf si on parle d'une grande fortune, et le second étant plutôt lucratif engendrant des recettes assez importantes pour certaines banques.

En contrepartie, l'activité bancaire et les services proposés par les banques génèrent des recettes pour la Banque qui, comme toute autre entreprise, cherche à maximiser sa rentabilité. Celle-ci n'est autre que la différence entre ses recettes (ou produits) et ses dépenses (ou charges). La présence d'une rentabilité suffisante constitue une assurance de la stabilité financière et la survie de toute banque et dans ce sens, Bank Al-Maghreb (BAM), la banque centrale au Maroc, examine, par la force de la loi, les conditions d'exploitation des établissements bancaires et veille à la qualité de leur situation financière. Celle-ci dépend généralement du niveau de maîtrise, par les banques, des risques qui constituent une résultante naturelle de leur activité. Il est possible d'en dresser une typologie.

2. Les risques bancaires :

Le risque bancaire peut-être défini comme étant une menace éventuelle plus ou moins prévisible. Sa caractéristique propre est donc l'incertitude temporelle liée à un évènement ayant une probabilité non nulle de survenir. Le risque inhérent bancaire se distingue par sa multiplicité ainsi que par son caractère multidimensionnel et hétérogène, ne pouvant donc être mesuré par un seul indicateur.

Quant à la gestion des risques, elle cherche à réduire les éléments générateurs ou favorisant l'occurrence de ces risques par le biais d'actions de prévention

(anticipation proactive), voire le déploiement d'actions correctives (*à posteriori*) en vue d'en neutraliser tout ou partie des effets. La première consiste à diminuer la probabilité d'occurrence du risque, en diminuant ou supprimant certains des facteurs de risque énumérés par les gestionnaires, et la deuxième vise à diminuer l'impact financier ou image associés à la survenance.

Ainsi, on distingue trois grandes familles de risques : Risque du marché, Risque du crédit et le Risque opérationnel.

a. Le risque de crédit :

Le risque de crédit se définit comme le risque de perte liée au défaut d'un emprunteur sur un engagement de remboursement de dettes qu'il aura contractées. Ce risque renferme deux acceptations distinctes :

- **Risque de défaut :** qui se traduit par l'incapacité du débiteur à faire face à ses obligations de paiements (paiement des intérêts et/ou remboursement du capital) ;
- **Risque de dépréciation de la qualité de signature d'un emprunteur :** la valeur des obligations et actions d'une entreprise dépend (au moins en partie) de la confiance qu'elle inspire aux intervenants sur le marché, cet état de fait qui illustre le mieux l'importance de la « qualité de la signature » de l'émetteur.
- Il y en a déjà autres dans le comité de Bâle concentration par exemple

b. Le risque opérationnel :

Le groupe BNP Paribas vient par la suite et définit le risque opérationnel comme « Le risque de perte résultant de l'inadéquation ou de la défaillance de processus internes, ou d'événements extérieurs délibérés, accidentels ou naturels ». Cette définition englobe tous les processus internes de tous les Métiers et de leurs fonctions de support, ainsi que tous les processus internes de toutes les Fonctions Groupe et de la Direction Générale.

On peut distinguer, dans un premier niveau de segmentation, les risques internes des risques externes, les premiers étant « contrôlés » de fait par l'entreprise. Celle-ci décide en effet qui embaucher, quel système d'information adopter, quels contrôles mettre en place, etc. On peut alors définir le risque opérationnel comme la totalité des risques internes. Dans ce cas, le risque opérationnel englobe en plus des risques associés aux opérations, les risques issus de défaillances des systèmes de contrôle tels que les fraudes commises par les employés ainsi que les négligences des instances de gouvernance.

Nous pouvons distinguer dans la définition élargie, en plus des risques trouvant leur source dans les processus internes des institutions financières, des risques associés à des événements externes tels que les catastrophes naturelles (incendie, tremblement de terre, guerre...), le risque politique ou réglementaire (restrictions des opérations bancaires par le conseil de sécurité de l'ONU dans le cadre d'un embargo ou d'un blocus), les failles de sécurité (piratage informatique, vol), etc...

Une troisième dimension de la définition, elle aussi relativement récente, tend à inclure les événements susceptibles de menacer la continuité de l'activité des banques. Ainsi, « *les risques opérationnels comprennent tous les risques de nature à interrompre ou compromettre le bon fonctionnement de l'entreprise, à remettre en cause l'atteinte de ses objectifs, ou à entraîner des dommages susceptibles d'affecter sa rentabilité ou son image* » (comité Bâle II, 2006).

Cette définition renvoie à la nécessité pour les gestionnaires d'anticiper en vue de les neutraliser par un Plan de Continuité d'Activité (PCA), les menaces de nature à interrompre durablement ou définitivement l'activité de la banque.

Le champ des définitions imaginables est vaste. Son choix dépendra de la nature de l'activité de la banque et de l'exhaustivité du dispositif d'identification des risques qu'elle souhaite (ou qu'elle est contrainte de) mettre en place.

Afin de contrôler, réglementer et préserver l'activité bancaire et en réduire les risques financiers, un forum international, dénommé Comité de Bâle, a vu le jour en 1974 et a œuvré depuis pour mettre en œuvre les contrôles prudentiels en la matière.

c. Le Risque de Marché

Le risque de marché est étroitement corrélé aux activités de négociation sur les marchés de capitaux assujettis par essence aux variations de prix. Dans le texte de la Commission Bancaire, le risque de marché est défini comme « *le risque de pertes sur les positions du bilan et du hors bilan à la suite des variations des prix de marché* ».

Il recouvre au sens de l'amendement Bâlois de 1996:

- Les risques relatifs aux instruments liés aux **taux d'intérêt** et titres de propriété du portefeuille de négociation ;
- Le risque de **change** et le risque sur produits de base encourus pour l'ensemble de l'activité de bilan et hors bilan ;
- **Risques de position sur titres de propriété ;**
- **Risque sur produits de base ;**
- Risque sur **options**.

3. Les accords de Bâle et cadre réglementaire :

« *La stabilité des systèmes financiers constitue l'un des objectifs majeurs des banques centrales et plusieurs institutions sont impliquées dans sa préservation. C'est dans ce cadre que s'inscrivent les accords de Bâle, qui ont comme finalité le contrôle prudentiel bancaire ainsi que la présentation des instances financières internationales majeures, acteurs essentiels dans l'élaboration des principales directives pour le contrôle prudentiel bancaire et la réglementation de la gestion des risques financiers* »

a. Comité de Bâle : fondation et objectifs :

Le comité de Bâle dédié au contrôle prudentiel bancaire, fut fondé en 1974 par les gouverneurs des banques centrales des pays du G10 dont il est l'un des comités fondateurs, établi au sein même de la Banque des règlements internationaux (BRI). Sa fonction principale est d'assurer la coopération internationale dans les domaines liés au contrôle prudentiel bancaire, ce dernier étant l'ensemble des règles qu'une institution doit respecter lorsqu'elle se voit attribuer un agrément pour exercer des activités bancaires.

C'est la banque allemande Herstatt, basée à Cologne, qui a chuté en 1974 des suites d'un risque de contrepartie à caractère résolument opérationnel, induit par une problématique liée à des règlements multi-fuseaux horaires dont la chute est considérée aujourd'hui comme l'une des crises les plus importantes du vingtième siècle, notamment parce qu'elle a mené à la fondation du comité de Bâle à la fin de cette même année. Les principaux objectifs de ce comité sont :

- Stimuler la coopération et renforcer, à l'échelle mondiale, la solidité et la stabilité bancaires, et de réduire les disparités entre les réglementations nationales ;
- Faciliter les échanges d'informations produites sur les activités des banques à vocation internationale ;
- Améliorer les techniques de contrôle bancaire.

b. Les Accords de Bâle I :

En 1988, sous le texte intitulé «International convergence of capital and capital standards », le Comité de Bâle a mis en place la première norme prudentielle internationale (Accord de Bâle I). Cette norme a fait office de référence jusqu'à l'introduction du nouvel accord de Bâle II, la réglementation relative à la mesure du capital et aux standards minimum de fonds propres. Les banques, dans ce cadre aux implications nouvelles, sont progressivement amenées à maintenir un équilibre minimal et permanent entre leurs fonds propres et les risques encourus sur les actifs et l'hors bilan.

- **Catégorie 1 :** Fonds propres de base (FP1) ou le « Tiers 1 » correspondent au capital social, aux primes d'émission, aux réserves et aux provisions générales non affectées inscrites au bilan. Le tiers 1 est le socle de base fondamental des fonds propres puisqu'il a vocation à être stable et participe plus activement à résorber les pertes subies par la banque.
- **Catégorie 2 :** Fonds propres complémentaires (FP2) ou « Tiers 2 » comprend les réserves non publiées, les réserves de réévaluation, les provisions générales non affectées et par conséquent non exprimées explicitement en tant que telles dans le bilan, ainsi que des combinaisons hybrides entre dette et capital.

- **Catégorie 3** : Fonds propres sur complémentaires (FP3) ou « Tiers 3 » se compose d'emprunts subordonnés à court terme destinés à couvrir les exigences en fonds propres au titre des risques de marché.

Dans le cadre des accords Bâle I, a été instauré un ratio minimal de 8% de fonds propres par rapport à l'ensemble des crédits accordés par toute banque. C'est le fameux **Ratio de Cook**. Selon cet accord, les établissements financiers doivent respecter les contraintes suivantes :

$$FP2 \leq FP1$$

$$\frac{FP1}{EPC} \geq 4\%$$

$$(FP1 + FP2)/EPC \geq 8\%$$

Où FP1, FP2 et FP3 représentent les fonds propres définis plus haut, et EPC représente les encours de crédit, les engagements bilanciaux et hors bilan pondérés selon leur nature.

Le ratio de Cooke a été complété en 1996 par un amendement portant sur son extension au risque de marché, élargissant ainsi l'assiette des risques à ceux de l'activité de marché. Ce ratio assoit la couverture minimale de 8% des risques par les fonds propres :

$$\frac{\text{Total des fonds propres}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risques de marché}} \geq 8\%$$

c. Les Accords de Bâle II :

L'accord de Bâle II, a instauré l'usage d'un nouveau ratio de solvabilité, appelé **Ratio McDonough**, affecté à la couverture des différents risques, les prenant en compte dans leur hétérogénéité, y compris le risque opérationnel. Au final, ce ratio conserve le minima de couverture à 8% tout en élargissant l'assiette de risque pris en compte.

Les recommandations du nouvel accord de Bâle s'appuient sur trois piliers :

- le premier pilier correspond aux exigences minimales de fonds propres et vise à définir le ratio McDonough ;
- le deuxième pilier concerne le processus de surveillance et donne un pouvoir accru aux autorités de contrôle (ACP) ;
- le troisième pilier porte pour sa part sur la communication financière et la discipline de marché, et vise à améliorer la transparence financière des banques pour permettre à des tiers d'apprécier l'adéquation de leurs fonds propres.

La figure 1 reprend les grandes lignes des réformes entreprises par le comité de Bâle sur une plage temporelle de 20 années (1988 - 2008).

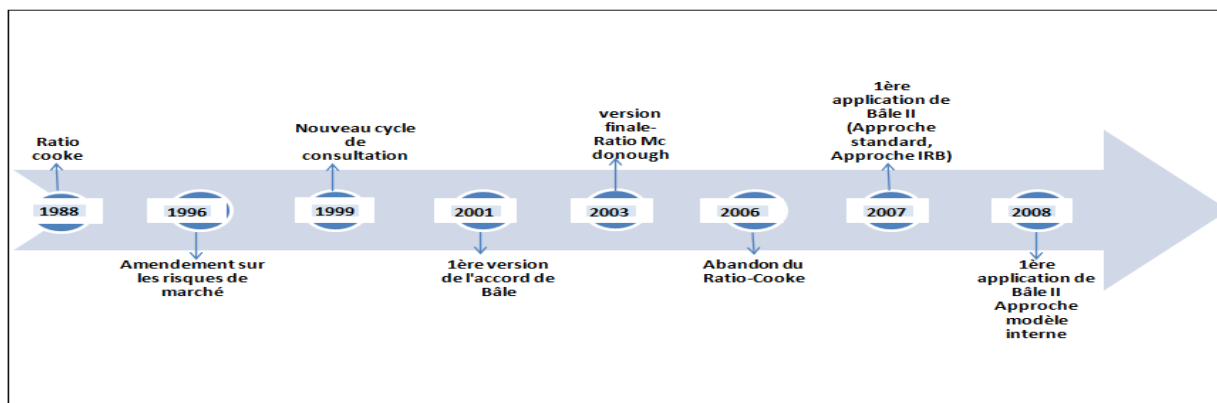


Figure 1: les grandes lignes des réformes entreprises par le comité de Bâle

Au Maroc, BAM a procédé à la transposition dans le contexte bancaire marocain de ce nouvel accord, en arrêtant un calendrier dès 2007 pour mettre en œuvre les approches standards de calcul des exigences en fonds au titre des risques de crédit, de marché et opérationnels, et de 2009-2012 pour l'application des approches de modèles internes.

Six commissions techniques mixtes ont été impliquées dans les travaux préparatoires de la mise en œuvre des dispositions du nouvel accord de Bâle. Les propositions des commissions techniques ont été validées par un comité de pilotage, composé de responsables de la Direction de la Supervision Bancaire (DSB) et des Directions Générales des banques.

En vue d'assurer une transition adéquate vers le nouveau dispositif, BAM a engagé une action sur un triple plan, à savoir la mise à niveau du processus de supervision bancaire en conformité avec l'ensemble des principes du Comité de Bâle, la création d'une nouvelle centrale des risques et le renforcement du cadre réglementaire et de la transparence financière.

D'autre part, des recommandations générales relatives au système de notation interne des entreprises par les établissements de crédit, ont été publiées par BAM. Ces recommandations, dérivées en grande partie des exigences minimales édictées par le

Comité de Bâle, visent à permettre aux banques de se préparer progressivement à l'adoption des méthodes de calcul des exigences en fonds propres fondées sur les notations internes (l'approche « Internal Ratings Based » (IRB)).

Dans le cadre de l'effort de transposition de l'accord Bâle II, l'ensemble du socle prudentiel régissant les dispositifs précités relatifs aux trois piliers, a été soumis à consultation, auprès de la profession bancaire.

d. Les Accords de Bâle III :

En réaction à la crise financière de 2008, les régulateurs, réunis au sein du Comité de Bâle, ont élaboré un nouvel ensemble de règles destinées à empêcher une récurrence. Les banques sont notamment tenues de détenir des réserves de capital plus importantes qu'auparavant. Elles sont dorénavant liées à certains ratios de liquidité et doivent limiter la taille de leur bilan. Initialement, la réglementation devait être introduite par étapes, d'ici 2019. En réalité, la crise européenne de 2011 a sensiblement accéléré le rythme.

Parmi les principes clés de Bâle III, nous citons un ensemble de points, non encore finalisés :

- la mise en place d'un **ratio de liquidité** pour les banques internationales ;
- la mise en place d'un ratio dit « **d'effet de levier** » : il est prévu l'instauration d'un ratio de levier, devenant d'application obligatoire en 2018, et limité à :

$$\frac{FP}{TA} > 3\%$$

Où :

FP : Capitaux propres de l'entreprise

TA : Total des actifs

- la révision de la couverture de certains risques.
- la mise en place de mesures contra-cycliques.
- La redéfinition des fonds propres.

L'Ajustement de valeur de crédit (CVA) fait maintenant partie intégrante des règles prudentielles.

Dans le cadre de la mise en place de la réforme « Bâle III », BAM a, récemment, opté pour une démarche progressive avec deux approches majeures qui font l'objet de circulaires déposées au Secrétariat Général du Gouvernement: celle relative aux fonds propres et celle du ratio de liquidité à court terme (Liquidity Coverage Ratio (LCR)).

Pour permettre au système bancaire de s'organiser, la mise en œuvre de la directive sur les fonds propres a commencé le 1er janvier 2014 pour s'achever en 2019.

Le Comité de Bâle a prévu une mise en œuvre progressive du LCR avec une première exigence de 60% à partir du 1er janvier 2015 et une augmentation progressive de 10% par an pour atteindre 100% au 1^{er} janvier 2019.

Concernant les fonds propres, l'objectif du projet de réformes est de renforcer et de calibrer la qualité et la quantité des fonds propres au regard des expositions au risque. Le capital social et les réserves doivent constituer la part principale des fonds propres. Par rapport aux actifs pondérés, la composante actions ordinaires et assimilées doit représenter un ratio de 4,5% et le total des fonds propres doit former un ratio de 8%.

Le deuxième élément de cette mesure concernerait la conservation des fonds propres qui sera composée d'actions ordinaires à hauteur de 2,5% des actifs pondérés. Ce qui obligerait les banques à constituer, en dehors des périodes de tension, des marges de fonds propres qu'elles peuvent mobiliser lorsqu'elles enregistrent des pertes. Des restrictions s'appliqueront aux distributions discrétionnaires prélevées sur les bénéficiaires, comme les dividendes, lorsque le coussin minimum n'est plus respecté.

La troisième mesure entraînera une simplification de la structure de leurs fonds propres avec forte déduction des valeurs goodwill et autres actifs incorporels, l'impôt différé d'actif, les actions détenues en propre, les participations croisées, les participations dans les établissements de crédit et les assurances, etc.

S'agissant du Ratio de liquidité court terme, il sera mis en place de manière progressive d'ici 2019 et a vocation, lorsque la réforme sera pleinement appliquée, à remplacer l'actuel coefficient minimum de liquidité des banques.

Cette nouvelle norme mondiale de liquidité, a pour objectif d'obliger les banques à disposer d'un volume d'actifs liquides de haute qualité et non grevés, pour contrebalancer les sorties nettes de liquidité auxquelles elles pourraient avoir à faire face, dans un scénario de crise grave de courte durée.

Son mode de calcul est le suivant :

Actifs liquides de haute qualité \geq 100 % * Sorties nettes de trésorerie sur 1 mois

Les actifs liquides de haute qualité sont constitués au niveau 1 et 2 :

- de l'encaisse ;
- des avoirs à la Banque Centrale sous certaines conditions ;
- des titres émis ou garantis par les souverains, les banques centrales, les organismes publics, certaines institutions internationales et répondant à des exigences en termes de qualité de crédit et de liquidité ;
- des titres émis ou garantis par les souverains, les banques centrales, les organismes publics et certaines institutions internationales ;
- des obligations et des actions d'entreprises (hors entreprises financières), des obligations sécurisées et des parts de fonds de titrisation de crédits hypothécaires résidentiels.

CHAPITRE 2

Analyse du risque
opérationnel selon
une méthode
avancée

I. Contexte du risque opérationnel

1. Préambule

Le développement des activités de la banque, et l'augmentation des volumes des transactions bancaires quotidiennes a rendu la banque plus exposé aux risques opérationnels qu'auparavant, ce qui nécessite une immobilisation d'une partie des fonds propres pour se prémunir contre ce type de risque.

Le risque opérationnel devient donc comme le risque de crédit et le risque de marché, une composante intrinsèque du métier bancaire, c'est pourquoi, les autorités de régulation ont décidé de doter les institutions financières par des mécanismes de prévention et de couverture via la constitution des fonds propres dédiés aux risques opérationnels.

La BMCI gère les risques opérationnels conformément aux meilleures pratiques en vigueur sur le marché en se basant sur les recommandations de Bank Al Maghreb et du Comité de Bâle, de façon à couvrir intégralement les processus d'identification, d'évaluation et de suivi des risques opérationnels.

Plusieurs approches de mesure des fonds propres associés au risque opérationnel ont été proposées par les autorités réglementaires. Pourtant, les banques ont aussi la possibilité de développer leur propre méthode de mesure avancée qui reflètera au mieux le niveau du risque opérationnel.

L'objectif de notre étude est l'application de l'une de ces méthodes avancée qui est la méthode LDA (Loss Distribution Approach).

Contenu du contexte actuel est du cadre réglementaire en jeu, Notre projet de fin d'étude s'est intéressé à l'analyse du risque opérationnel dans ce nouvel environnement.

2. Définitions

Le comité de Bâle définit le risque opérationnel comme « le risque de pertes directes ou indirectes résultant d'une inadéquation ou d'une défaillance attribuable à des procédures, des agents, des systèmes internes ou d'événements externes ». Il renvoie donc à des inefficiences de l'organisation et du management de l'institution.

Cette définition inclut le risque juridique, mais exclut les risques stratégiques et d'atteinte à la réputation. Elle présente l'avantage d'être un point commun à l'ensemble des établissements, et de tracer un périmètre quantifiable à la gestion des risques. En d'autres termes, la définition du régulateur tient compte des risques de non-conformité réglementaires tout en excluant des risques plus complexes à appréhender (stratégique & réputation). Ceci est certainement dû au fait que leur prise

en compte nécessite une maturité plus importante de la place et une diffusion plus enracinée de la « culture risque ».

Notre étude se basera essentiellement sur les incidents dites historiques, tels qu'ils sont définis par l'organisme. Un incident historique de risque opérationnel est « un événement réel résultant de l'inadéquation ou de la défaillance de processus internes, ou d'événements extérieurs, qui pourrait ou aurait pu entraîner une perte, un gain ou un manque à gagner»

Il est à noter que les incidents attribués aux risques de crédit, de marché ne sont pas inclus dans les risques opérationnels, de même que les conséquences sur la stratégie et la réputation de la banque.

3. Typologie des événements de risque opérationnel

Un incident de risque opérationnel est d'abord un événement qu'il convient de caractériser de la façon la plus analytique possible et en respectant le cadre fixé par la réglementation bâloise.

La réglementation bâloise a déterminé 7 classes d'événements, décomposées en deux niveaux et affiné par le groupe BNP Paribas par l'adjonction d'un 3^{ème} niveau.

Le comité décline 34 sous-familles dont l'usage généralisé par les banques participe à la généralisation harmonisée d'un langage commun.

Chaque type d'événement éventuellement porteur de risque est soumis à un double filtrage pour permettre une identification précise de la nature de l'évènement lors de l'établissement des réglementaires.

En définitive, la définition ainsi que la nomenclature des risques opérationnels devons être adaptée à chaque cas particulier. De plus, les évolutions de structure, d'outil ou de politique.

1. Fraude interne

Une fraude interne est définie comme étant un acte intentionnel visant à frauder, détourner des biens ou à contourner des règlements, la législation ou la politique de l'entreprise, impliquant au moins une partie interne à l'entreprise.

Exemple : Vol ou détournement d'espèces, dossier de crédit, accord de crédit frauduleux, virement frauduleux d'un compte interne vers un compte de tiers, falsification d'une mainlevée....

2. Fraude externe

Ce type d'événement comprend les pertes dues à des actes visant à frauder, détourner des biens ou des règlements, la législation de la part d'un tiers (Client, intermédiaire, fournisseur dont prestataire)

Exemple : Détournement de fonds par un prestataire externe ou fournisseur (exemple de la société de ramassage d'espèces), montage de faux dossiers de crédit

(justificatifs de salaire, domicile), livraison des biens dans un magasin de distribution sur la base d'un bon d'enlèvement falsifié, usurpation d'identité, réclamation clientèle contestant une vente forcée d'une carte de crédit, achat frauduleux via une carte de crédit, prélèvements non justifiés ...

3. Pratique sociales et Sécurité sur le lieu de travail

Ce type d'événement concerne les incidents résultant d'actions non conformes à la législation ou aux conventions relatives à l'emploi, santé ou la sécurité, de demandes d'indemnisation au titre d'un dommage personnel ou d'atteintes à l'égalité des droits/d'actes de discrimination.

Exemple : Litige lié à une irrégularité dans le contrat de travail, collaborateur sans contrat de travail, anomalie dans la gestion des rémunérations, non-respect de la procédure de licenciement, grève et mouvement social du personnel, tout litige ou pénalité pour discrimination raciale, religieuse, sexuelle ou pour harcèlement moral, tout litige ou frais liés à un accident d'un membre du personnel sur le lieu où le chemin du travail.

4. Clients, Produits et Pratiques commerciales

Ce type d'événement comprend

-Les manquements à une obligation professionnelles (y compris les exigences en matière d'adéquation des produits au profil client) envers un ou des clients déterminés ou résultant de la nature ou de la conception d'un produit.

-Les pratiques commerciales et professionnelles inappropriées (à titre d'exemple, les indemnisations pour violation de clauses contractuelles, sanctions embargo ou blanchiment...)

-Les manquements en matière d'adéquation des services et produits d'épargne et/ou d'investissement, (exemple de défaillance dans les produits vendus à un client...)

-Les manquements en matière de gestion de la confidentialité de l'information.

-Les dépassements des limites d'exposition au risque de crédit et/ou de marché sur un client, et insuffisances dans l'analyse clientèle (exemple de manquements dans la connaissance clientèle et la constitution de dossier). Les modalités de déclaration des incidents de type dépassements sont détaillés dans la note sur les incidents frontières du risque opérationnel avec le risque de crédit et de contrepartie.

Exemple : Sanctions ou dommages et intérêts pour violation des droits du consommateur (utilisation abusive d'informations confidentielles, ventes agressives), sanctions pour complicité de blanchiment d'argent, dossier en position "fichage interne" passé en feu vert lors de la saisie télématique chez un partenaire.

5. Dommages aux actifs matériels

Ce type d'événement concerne les dommages aux immeubles, aux biens meubles et aux personnes résultant de désastres ou d'autres sinistres.

Exemple : Tout dommage résultant d’incendie, de dégâts des eaux, blessure ou dommage accidentel d’un client dans les locaux du Groupe, manifestations sur la voie publique/grève entraînant des actes de vandalisme...

6. Interruption d’activité et défaillance de systèmes

Il s’agit pour ce type d’événement des incidents résultant d’interruptions de l’activité ou de dysfonctionnements de systèmes. On distingue les incidents liés à des problèmes informatiques pilotés en interne et ceux liés à des problèmes relatifs aux infrastructures autres qu’informatiques, entraînant une interruption de l’activité.

Exemple : Indisponibilités ou perturbations des systèmes, Bug informatique générant des doublons dans l’exécution d’un ordre, retard de mise en œuvre projets informatiques, coupure télécoms et réseaux...

7. Exécution, Livraison et Gestion des processus

Ce type d’événement recouvre les incidents de nature très diverse et n’ayant pu être classés dans les autres catégories d’événement évoquées ci-haut.

Exemple : Erreur de manipulation ou d’exécution d’une transaction (incohérence contrat et tableau d’amortissement d’un crédit) mauvaise gestion d’une garantie, dossiers égarés par le prestataire d’archivage, retard d’envoi des mailings, Billings commerciaux aux clients ...)

Les accords de bête II ont également définis huit lignes de métiers à analyser.

4. Ligne de métiers

Ligne de métier Bâloise	Sous activités	Exemples de processus associés
Financements des entreprises	Financement des collectivités locales de l’administration publique Banque d’affaire financement des entreprises Service-conseil	Fusions-acquisitions Engagement Privatisations Recherche titres de dette (état, haut rendement) Actions prêts consortiaux Introduction en bourse Placements sur le marché secondaire
Négociation et Vente	Vente Tenue de marche Positions pour compte Trésorerie	Valeurs à revenu fixe Actions, Changes Matières premières Crédit, Financement titres sur position propre Prêt et pensions Courtage, Titres de dette

Banque de détail	Banque de détail Banque privée Cartes	Prêts et dépôt Services bancaires Fiducie et gestion de patrimoine Conseil en placement Cartes de commerçant, de commerciales, d'entreprise et de Clientèle, Commerce de détail
Banque commerciale	Banque commerciale	Financement de projet immobilier Financement d'exportation et du commerce Affacturage, Crédit-bail, Prêts, Garanties Lettres de change
Paiement et règlements	Clientèles extérieure	Paiement et recouvrement Transfert de fonds Compensation et règlement
Fonction d'argent	Conservation Prestation d'argent aux entreprises Services de fiducie aux entreprises	Dépôt de fiduciaires Certificats de titres en dépôt Prêt de titres (clients) Opérations de sociétés Agents émetteurs et payeurs
Gestion d'actifs	Gestion de portefeuille discrétionnaire Gestion de portefeuille non discrétionnaire	Gestion centralisée, séparée Gestion de détail Gestion institutionnelle Gestion fermée, ouverte Capital investissement
Courtage de détail	Courtage de détail	Exécution et service complet

Ces huit lignes d'activités sont valables pour toutes les institutions financières soumises à la réglementation de Bâle II, notamment pour fluidifier la notification officielle des pertes aux autorités de contrôle. A ce titre, les banques devront utiliser une règle de conversion dans le cadre d'un effort de convergence pour adapter leurs organigrammes, décrivant les départements d'où émanent les incidents observés aux lignes d'activités telles définies par le régulateur.

Bank Al Maghreb exige un reporting réglementaire vis-à-vis des établissements de crédits, qui consiste à donner les statistiques relatives aux pertes semestrielles par type d'événement et par ligne de métier.

Pertes brutes par ligne de métier et type d'évènement											
Mise en correspondance des pertes avec les lignes de métiers		Catégories d'évènements							Total pour chaque ligne de métier	Seuil de pertes défini pour la collecte de	
		Fraude interne	Fraude externe	Pratiques inappropriées en matière d'emploi et sécurité sur les lieux de travail	Pratiques inappropriées concernant les clients, les produits et l'activité commerciale	Dommage aux biens physiques	Interruption d'activité et pannes de systèmes	Exécution des opérations, livraisons et processus		Le plus élevé	Le plus bas
		1	2	3	4	5	6	7	1+2+3+4+5+6	9	10
Financement des entreprises	Nombre d'évènements								0		
	Montant total des pertes								0		
	Perte maximale dans cette ligne d'activité								0		
Activités de marché	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Banque de détail	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Banque commerciale	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Paiement et règlement	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Courtage de détail	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Services d'agence	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Gestion d'actifs	Nombre d'évènements										
	Montant total des pertes										
	Perte maximale dans cette ligne d'activité										
Total pour chaque catégorie d'évènements	Nombre d'évènements (Total par Colonne)	0	0	0	0	0	0	0	0		
	Montant total des pertes (Total par Colonne)	0	0	0	0	0	0	0	0		
	Perte maximale dans cette ligne d'activité (Total par Colonne)	0	-	0	0	0	0	0	0		

Figure 2: Pertes par ligne de métier et type d'évènement

II. Méthodes de mesure et de gestion du risque opérationnel

Trois méthodes de mesure du risque opérationnel et de calcul des exigences en fonds propres sont proposées dans les accords de Bâle II, et déclinées ensuite par BAM par le biais de la circulaire N°26/G/2007. Il s'agit de :

L'approche de base (Basic Indicator Approach BIA)

L'approche standard (Standardised Approach STA)

L'approche avancée (Advanced Measurement Approach AMA)

1. L'approche de base (Basic Indicator Approach BIA)

Cette méthode est définie comme étant forfaitaire, car le calcul du capital requis se fait à partir d'un indicateur d'exposition fixe. Sa mise en œuvre ne requiert aucun prérequis particulier ni critère d'éligibilité contraignant. C'est l'approche la plus simple et la plus directe à implémenter car elle consiste à évaluer le capital requis comme étant la moyenne du Produit Net Bancaire (PNB) des trois dernières années multipliée par un facteur de 0,15.

L'exigence réglementaire en Fonds Propres, FP, telle que définie par cette méthode est alors égale à :

$$FP = \alpha \times PNB$$

Où

α : représente le coefficient fixé à 15%

PNB : représente le Produit Net Bancaire

Cette approche vise principalement les établissements bancaires aux dimensions modestes, les structures bancaires locales ou régionales voire des filiales mono-activités de grands groupes. Cette modularité assumée par le comité s'explique par le coût prohibitif économiquement déraisonnable et organisationnellement inopportun de mise en place d'approches plus élaborées dans ces entités.

2. L'approche standard (Standardised Approach STA)

En termes de principe d'application, cette approche, relativement plus complexe au regard de la précédente, vise dans un premier temps à décomposer l'activité bancaires en huit lignes métiers arrêtées comme suit par le comité : Financement des entreprises, activités de marchés, banque de détail, banque commerciale, paiements et règlements, fonction d'agences, gestion d'actifs et courtage de détail. La complexité inhérente à cette méthode vient de la nécessité sous-jacente pour les institutions financières qui ne l'ont pas encore fait, d'opérer une réorganisation en concordance avec les huit lignes métiers Bâloises.

Le PNB moyen des trois dernières années pour chacun de ces métiers est multiplié par un facteur β (Bêta), différencié cette fois ci, reflétant ainsi plus la vision du régulateur vis-à-vis du risque lié à chaque ligne métier. La somme totale des résultats obtenus permet de déterminer les fonds propres requis au titre de la couverture du risque opérationnel.

Répartition des facteurs « Bêta » par ligne de métier

Lignes de métier	Facteur Bêta
Financement d'entreprises	18%
Activité de marché	18%
Banque de détail	12%
Banque commerciale	15%
Paiements et règlements	18%
Fonction d'agence	15%
Gestion d'actifs	12%
Courtage de détail	12%

L'exigence en fonds propre se calcule comme suit :

$$FP = \sum FPi = \sum \beta_i \times RB_i \text{ Avec } 1 \leq i \leq 8$$

Où

FP_i : représente le capital réglementaire associé à la ligne métier i

RB_i : est le revenu brut généré par chacune des lignes métier

β_i : Le coefficient associé à cette dernière.

L'approche standardisée permet de mieux prendre en compte la nature réelle de l'activité de chaque institution. Les pourcentages 12, 15, et 18% affectés au facteur Bêta, ont été fixés par le comité de Bâle suite à la prise en compte des résultats remontés par les institutions ayant répondu à l'enquête lancée en 2002, dans le cadre de la seconde étude quantitative d'impact.

Notons cependant qu'il existe des critères d'éligibilité relatifs à la qualité du dispositif de gestion des risques et du suivi des données relatives aux pertes opérationnelles associées à l'usage de cette méthode. Pour qu'une banque puisse prétendre à l'adoption de cette approche, elle doit respecter deux types de critères génériques résumés comme suit:

Critères généraux :

« Son conseil d'administration et sa direction générale participent activement à la surveillance du dispositif de gestion du risque opérationnel.

Elle dispose d'un système de gestion du risque de conception saine et mis en œuvre avec intégrité.

Elle dispose de ressources suffisantes, au sein des principales catégories d'activités ainsi que des unités de contrôle et d'audit, pour utiliser l'approche ».

Critères spécifiques :

«La banque doit être dotée d'un système de gestion du RO où les responsabilités sont clairement attribuées à une fonction chargée de la gestion du RO.

La banque doit enregistrer systématiquement les données relatives au RO, notamment les pertes significatives par catégorie d'activité. Le système d'évaluation doit être étroitement associé aux processus de gestion des risques de l'établissement. Les données qu'il produit doivent faire partie intégrante de ses processus de surveillance et de contrôle du profil du RO.

L'exposition au RO (et notamment les pertes importantes subies) doit être régulièrement notifiée à la direction de l'unité concernée, à la direction générale et au conseil d'administration.

Le système de gestion du RO de la banque doit être accompagné d'une documentation correcte.

Les processus de gestion et le système d'évaluation du RO doivent faire l'objet d'une validation et d'un examen périodique indépendant par les auditeurs externes ou les autorités de contrôle, devant porter sur les activités des unités et sur la fonction de gestion du RO ».

3. L'approche avancée (Advanced Measurement Approach AMA)

a. Inputs, Principe et critères

Avant d'expliciter les principes des trois méthodes développées dans cette approche, nous commencerons tout d'abord par identifier les ingrédients nécessaires à la mise en œuvre de celles-ci. En effet, selon l'Accord de Bâle, «... *le système interne de mesure d'une banque doit raisonnablement estimer les pertes inattendues en combinant les données internes et externes sur les pertes, en procédant à une analyse de scénarios et en intégrant l'environnement opérationnel propre à l'établissement ainsi que les éléments du contrôle interne* » (Bis, 2004, §665).

C'est donc par une combinaison de ces quatre éléments (**données internes** et **externes**, **scénarios** et **environnement opérationnel**) que l'on peut arriver à une vision complète et dynamique du profil de risque opérationnel d'une banque.

La figure 4 illustre visuellement la nécessité exprimée par les concepteurs de l'accord de 2004 d'engager les banques à envisager une combinaison méthodologique de ces quatre éléments.

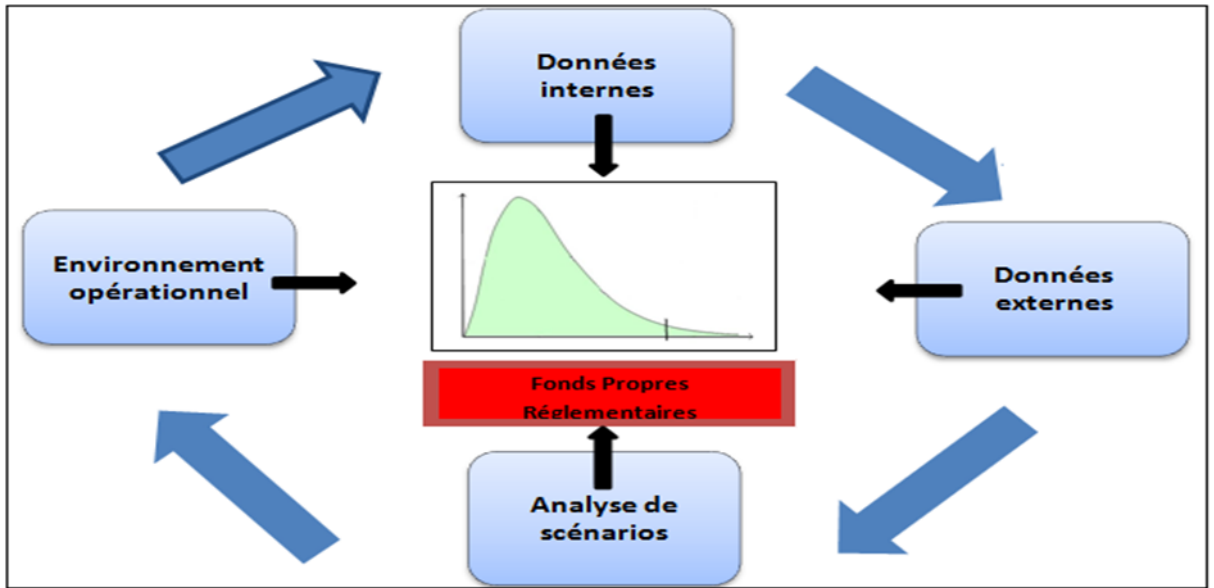


Figure 3: Les inputs de la modélisation du risque opérationnel

Source : Maurer, Université Montesquieu-Bordeaux IV

Les deux premiers ingrédients (données internes et externes) sont des données « objectives », et représentent respectivement les données recensées au sein de la banque considérée et les données émanant des sources externes pour apporter complément aux premières. La collecte de ces données a été bien décrite dans la section précédente.

b. Approche scorecard

L'analyse de scénarios et l'environnement opérationnel de la banque sont, quant à eux, deux éléments plus « subjectifs ». Les scénarios offrent notamment la possibilité de compléter ou d'adapter le modèle statistique. Les divers outils de contrôle de l'environnement opérationnel (indicateurs de risque ou de performance, auto-évaluation de l'exposition au risque...) doivent permettre à la banque de développer une approche plus qualitative du type « Scorecard ».

Cette méthode est préalablement soumise à trois catégories de critères avant octroi d'agrément :

Les critères généraux, communs à l'approche standardisée et aux approches de mesures complexes.

Les critères qualitatifs, ayant trait à l'organisation des processus de contrôle et à la notification de l'exposition au risque.

Les critères quantitatifs, ayant trait à la modélisation du risque.

Les critères généraux et qualitatifs sont identiques à ceux dénombrés au titre des approches standardisées et complexes. Seuls les critères quantitatifs d'agrément sont

spécifiques aux approches complexes. Ils se rapportent principalement à la modélisation statistique de données de pertes internes et externes.

Le Comité de Bâle propose plusieurs alternatives au sein de la méthode AMA : l'approche Scorecard, l'approche des scénarios (Scenario-based AMA), et enfin, l'approche statistique (LDA). Les accords de Bâle II n'imposent aucune méthode particulière de calcul pour les banques adoptant l'approche de mesures complexes (AMA). Ce choix est laissé à la discrétion des banques, pourvu qu'elles satisfassent aux critères qualitatifs et quantitatifs énoncés dans l'accord.

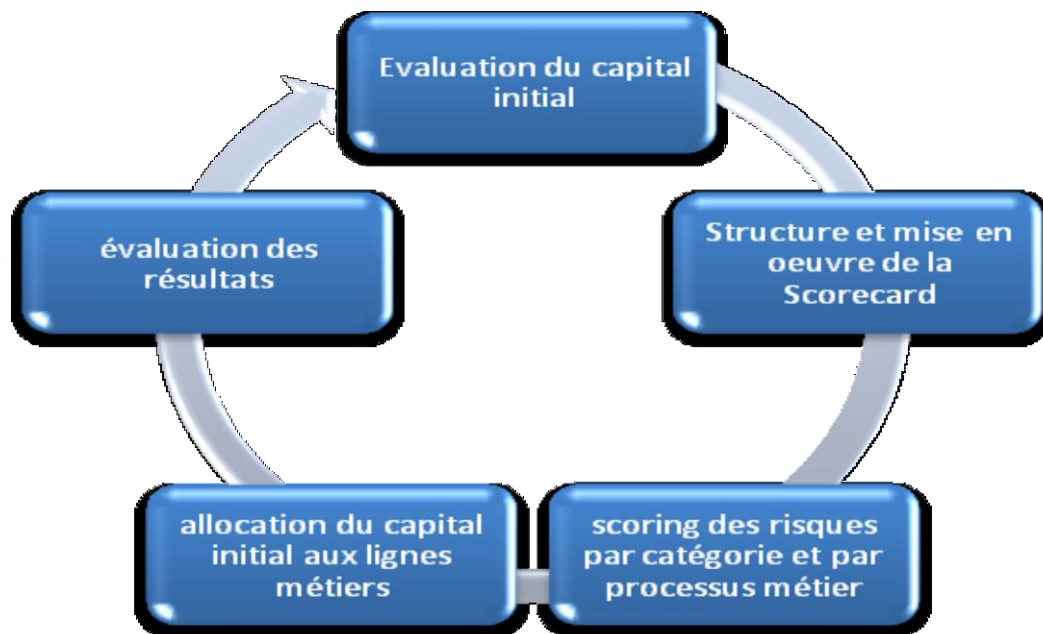


Figure 4: Les étapes de l'approche du Scorecard

Source : Tan Tan, 2008

Les approches « Scorecard » incorporent souvent l'utilisation de questionnaires d'auto - évaluation constitués de questions pondérées en fonction de leur importance vis-à-vis de l'exposition au risque.

c. Approche par scénario

La technique des scénarios est une alternative complémentaire de mesure du risque opérationnel, elle vise l'approximation des distributions de pertes et de fréquences.

Les scénarios sont générés à partir d'une base préexistante compilant des données de gestion afférentes aux risques. L'idée forte de cette approche consiste à simuler un/des événements (internes ou externes) potentiels, s'en suit une mise en situation de la traduction en impact(s) exercés sur les facteurs de risque : extrapolation des effets de la simulation sur la probabilité de survenance (fréquence variant à la hausse ou à la baisse), et les impacts (pertes opérationnelles, coûts d'opportunité, sanctions du régulateur, mécontentement récurrent de la clientèle...).

Cette technique permet de dresser un pont entre la réalité actuelle de la situation de la banque et une situation projective des risques potentiels futurs auxquels elle pourrait avoir à faire face, si les événements porteur de risques identifiés dans l'établissement des scénarios se réalisent.

Bien que les analyses de scénarios soient considérées comme un élément important de la diffusion de la « culture du risque opérationnel », du fait qu'elles s'appuient sur l'expertise des experts métiers, elles nécessitent néanmoins de sérieuses précautions avant d'être significativement efficaces. En effet, ces analyses doivent être suffisamment structurées et cohérentes pour que les quantifications projectives des impacts du risques opérationnel sur la réalisation des processus puissent alimenter correctement le modèle de calcul des fonds propres au niveau des activités consolidées. Aussi on observe empiriquement qu'un nombre significatif d'établissements financiers réservent ce type d'analyse aux seuls événements à faible fréquence et à forte sinistralité.

d. Approche statistique LDA

La méthode « Loss distribution approach » (ou LDA) est une méthode qui s'est rapidement imposée comme le standard en matière de quantification du risque opérationnel. Ainsi, si elle est désormais reprise dans la plupart des références ayant pour thématique la mesure du risque opérationnel, c'est qu'elle vient en fait du monde actuariel où elle est abondamment utilisée avec une efficacité avérée, notamment pour le calcul des primes d'assurance.

L'idée de base de la méthode LDA est de considérer que la perte annuelle totale d'une banque due au risque opérationnel est évaluée en termes de deux éléments : **la fréquence et la sévérité**.

Chacun de ces deux éléments peut être représenté sous forme d'une distribution statistique. La distribution de fréquence représente l'occurrence d'événements matérialisés relatifs aux pertes opérationnelles, c'est-à-dire le nombre de pertes observées de manière tangible sur un exercice donné. La distribution de sévérité traduit quant à elle l'amplitude de ces pertes, à savoir le montant en unités monétaires des pertes individuelles subies par la banque sur la même période.

Une fois que ces deux distributions sont correctement modélisées, on les combine pour obtenir une nouvelle distribution, celle des pertes agrégées (en utilisant la simulation de Monte Carlo) comme illustré par la figure ci-dessous.

C'est sur la base de cette distribution de pertes agrégées que seront calculés les fonds propres réglementaires au titre du risque opérationnel. Ce capital ainsi calculé, correspond au quantile d'ordre 99,9% de la distribution de perte agrégée, il est connu sous le vocable « valeur en risque opérationnel » (VaR), citée précédemment dans le premier chapitre.

C'est donc précisément la VaR d'ordre 99,9% prise sur un horizon d'un an qui est requise pour faire face au risque opérationnel. Notons que le comité de Bâle

décompose cette VaR en deux éléments: les pertes attendues (EL) et les pertes inattendues (UL).

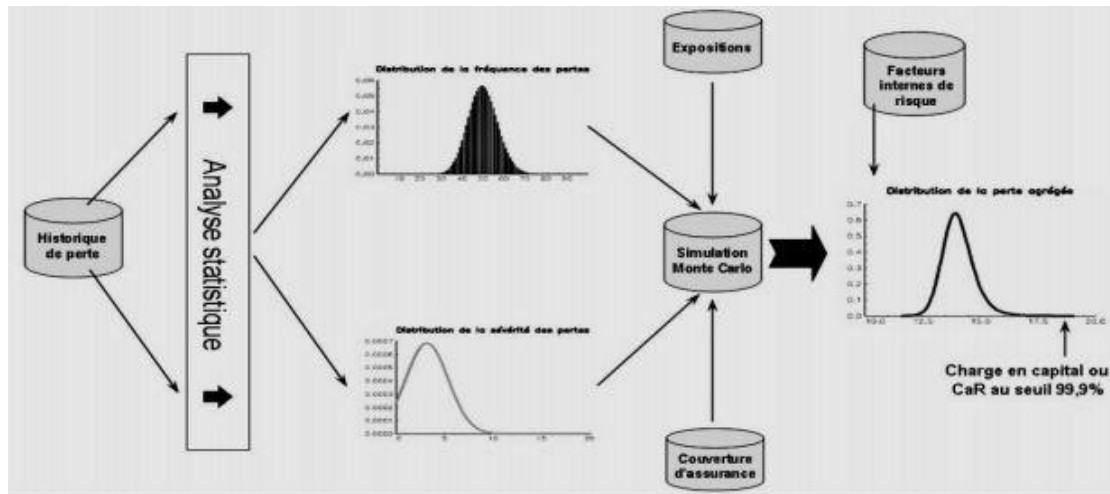


Figure 5: La méthode loss distribution approach (LDA)

Source : Maurer, 20

Le schéma suivant résume les différentes approches :

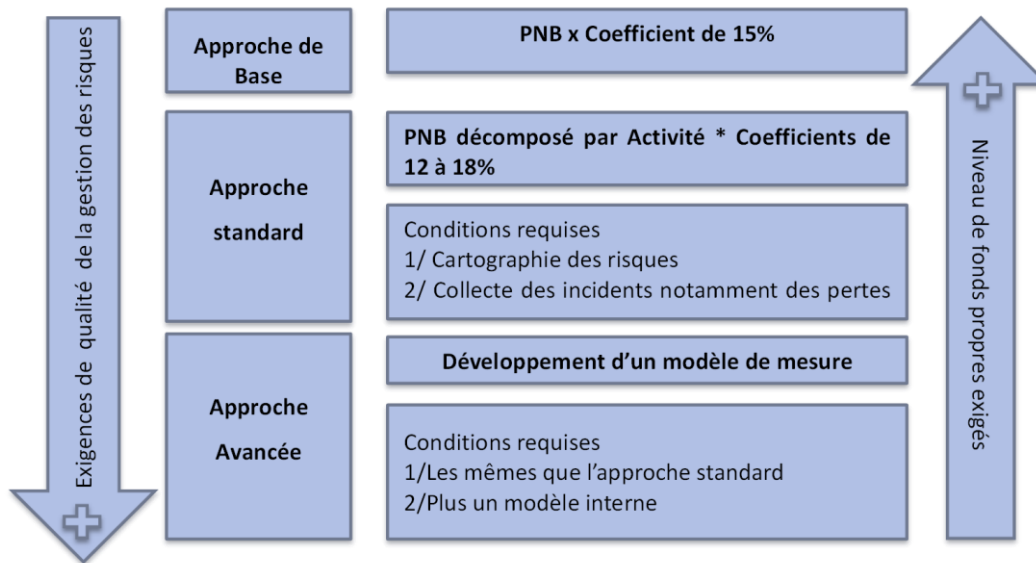


Figure 6: Exigences de qualité pour les différentes approches

Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons défini le risque opérationnel et ses caractéristiques pour avoir une vision plus claire du sujet, ensuite nous avons présenté les différentes approches mises en place par le comité Bâle, accompagnées des dispositifs de gestion nécessaires pour chaque approche. En outre, nous avons défini les concepts clés ainsi que les étapes et le cheminement du sujet.

CHAPITRE 3

Etude descriptive

I. Système de collecte de données relatives aux pertes opérationnelles

1. Base de données internes

C'est une base qui englobe tous les incidents de pertes enregistrés à toutes les échelles de la banque. Pour qu'elle soit exhaustive et exploitable pour une modélisation de la distribution des pertes, le comité de Bâle impose un historique de trois ans pour les banques en cours de lancement de l'approche avancée, et un historique de cinq ans pour les banques qui disposent de suffisamment de données. L'adoption de l'AMA passera d'abord par la constitution d'une base de données importante, ce qui peut prendre parfois beaucoup de temps. Car généralement les banques ne conservaient pas obligatoirement le détail de leurs pertes. Actuellement la pression réglementaire pousse ces dernières à le faire.

Pour le cas de la BMCI :

De manière pratique, les différents correspondants opérationnels, identifient les incidents de risque opérationnel avérés, les analysent, remplissent des fiches de déclarations des incidents et les adressent pour analyse, ensuite misent par des analystes dans une base de données dédiée à la déclaration des risques opérationnels. (Forecast dans le cas de la BMCI).

De telles bases, alimentées sur une période suffisamment longue, avec une profondeur d'historique significative peut s'avérer être une source précieuse d'information pour le management. Ces données permettent de dégager une vision objective, chiffrée, des risques encourus, à condition d'avoir été constituées d'une manière fiable et réaliste.

2. Base de données externe

La base de données externe est un assemblage de plusieurs bases de données provenant de différents institutions financières, à savoir les banques et les assurances...

La base de données externe est utilisée pour enrichir la base de données interne. Ces données peuvent être utilisées pour modifier les paramètres dérivés de la base de données interne, ou pour le benchmarking. Bien que les données externes ne reflètent pas le profil des risques de la banque, et ont, généralement, des queues plus épaisses que celles des données internes, elles peuvent être fiables pour calibrer la distribution des pertes.

3. Base de données observées

Echantillon de la base de données observées pour l'étude du projet de fin d'étude :

L'échantillon a porté sur 276 observations considéré pour cette analyse est une base des incidents historiques enregistrées sur l'historique de cinq ans.

Cet échantillon est assez représentatif. Les données de cet échantillon ont été **codifiés** de façon linéaire pour maintenir la même tendance des distributions et pour garantir la confidentialité de ces informations.

Il est à noter qu'un seul incident on lui affect un seul type d'événement. Un même incident peut avoir plusieurs **processus défaillants**. De ce fait les 276 incidents est le nombre d'observations non répétitives.

II. Analyse descriptive

1. Statistique descriptive

La base des incidents historiques de la BMCI fournis tous les données nécessaires sur les pertes opérationnelles (Référence, Type d'événement niveau1, Type d'événement niveau2, Type d'événement niveau3, Perte, Date de saisie, Cause de l'incident, Processus défaillant, Processus impacté).

Types de risques	nombre	(%)
1. Fraude Interne	50	18,12
2. Fraude externe	86	31,16
3. Pratiques en matière d'emploi et sécurité sur le lieu du travail	1	0,36
4. Clients, produits, pratiques commerciales et réglementation	22	7,97
5. Dommage aux actifs corporels	6	2,17
6. Dysfonctionnements de l'activité et des systèmes	25	9,06
7. Exécution, livraison et gestion des processus	86	31,16

Tableau 1: fréquence des incidents historiques par type d'événement

Nous remarquons que le 7^{ème} type de risque « exécution, Livraison et Gestion de processus » occupe la plus grande partie de notre échantillon avec **31,16%** vu qu'il est en relation direct avec les erreurs non intentionnels. La catégorie « Fraude externe » occupe aussi **31,16%**, ce qui revient à dire que la 2^{ème} et la 7^{ème} catégorie couvre la majorité des risques, cela est analogue au résultat qu'on peut trouver dans la quasi-totalité des banques. Il est à noter aussi que la catégorie « Fraude externe » ne manque pas d'importance avec une fréquence assez élevé **18,12%**.

La catégorie « Pratique en matière d'emploi et sécurité sur le lieu de travail » est quasi-nulle sa rareté est expliqué par la maîtrise des banques, et leur contrôle des processus qui sont en relation avec ce risque.

Types de risques	Montants en %
1. Fraude Interne	19,98
2. Fraude externe	25,49
3. Pratiques en matière d'emploi et sécurité sur le lieu du travail	0,00
4. Clients, produits, pratiques commerciales et réglementation	17,42
5. Dommages aux actifs corporels	5,30
6. Dysfonctionnements de l'activité et des systèmes	7,90
7. Exécution, livraison et gestion des processus	23,92

Tableau 2: Pertes en %

On peut remarquer dans ce tableau que la sévérité de chaque type d'événement est liée à la fréquence de ce dernier, voire la « Fraude externe » et « Exécution, Livraison et Gestion des processus » qui représente environ 50%.

2. Analyse factorielle des correspondances

a. Introduction

L'analyse factorielle des correspondances, ou AFC, est une technique statistique qui permet de mettre en lumière des dépendances ou des correspondances entre des données contenues dans des tableaux multidimensionnels. L'AFC étudie donc la correspondance entre les différentes variables pour réduire la masse d'informations initiales. Les dépendances sont ensuite hiérarchisées. Cette méthode a été mise au point par le statisticien Jean-Paul Benzécri, fondateur de l'école française d'analyses de données.

L'analyse factorielle des correspondances vise à rassembler en un nombre réduit de dimensions la plus grande partie de l'information initiale en s'attachant non pas aux valeurs absolues mais aux correspondances entre les variables, c'est-à-dire aux valeurs relatives. Cette réduction est d'autant plus utile que le nombre de dimensions initial est élevé. La notion de "réduction" est commune à toutes les techniques factorielles. L'AFC offre la particularité de fournir un espace de représentation commun aux variables et aux individus. Pour cela l'AFC raisonne à partir de tableau réduit ou de fréquences.

Le principe de cette méthode est de répartir les données et les décrire en analysant la hiérarchisation de l'information présente dans les données. Pour ce faire, les analyses factorielles étudient l'inertie du nuage de points ayant pour coordonnées les valeurs présentes sur les lignes du tableau de données.

Notre objectif est de localiser les points de rapprochement entre les processus et les types d'événement pour se prévenir contre les pertes qu'ils peuvent subir à l'organisme. Cette prévention de risque se fera par le biais de quelque mesure et

action que l'organisme doit adopter sur les processus les plus défaillants. Autrement dit, vaudrait mieux régler le problème à la source que de se protéger contre les pertes qu'il peut subir.

b. Pourquoi utiliser le logiciel R

Nous avons choisi d'utiliser le logiciel R parce que c'est un logiciel libre de traitement des données et d'analyse statistiques très performant mais aussi qui dispose dans sa version de base de la plupart des fonctionnalités utiles pour la statistique courante, ses possibilités s'élargissent dès que l'on utilise les paquets (ou « packages »), souvent écrits en R et mis librement à disposition avec des possibilités d'adaptation et changement du script. Ces paquets couvrent un très large champ et vont de la statistique multivariée aux méthodes de ré-échantillonnage, de l'économétrie à la biométrie, des modèles de régression sur séries chronologiques ou les modèles à équations simultanées, en passant par l'analyse de données écologiques...

Cela dit, on va travailler avec le package **FactoMineR** dédié à l'analyse exploratoire multidimensionnelle de données, Il permet de :

- réaliser des analyses classiques telles que l'analyse factorielle des correspondances.
- Il permet l'ajout d'information supplémentaire telle que des individus et/ou des variables supplémentaires.
- Il fournit un point de vue géométrique et de nombreuses sorties graphiques.
- Il fournit de nombreuses aides à l'interprétation (description automatique des axes, nombreux indicateurs, ...).
- Il peut prendre en compte diverses structures sur les données (structure sur les variables, hiérarchie sur les variables, structure sur les individus).

c. Tableau de contingence

Avant de commencer cette première étude nous avons sept type d'événement et trente-six processus défaillants mais cela n'a pas donné de résultats satisfaisant en terme d'analyse. En effet, certains processus dont la fréquence a été peu significatives dans l'échantillon pouvait biaiser les analyses. De ce fait, il a été jugé plus pertinent de ne considérer dans l'analyse que les processus parents. Autrement dit, nous avons opté pour l'agrégation des processus défaillant on les ressemblants dans leurs processus parents adapter, selon la répartition BMCI

Il est important de mentionner qu'un processus parent est un macro processus qui regroupe d'autre processus fils comme par exemple : les moyens de paiements qui regroupe (espèces, chèques, virements, monétiques...).

Par ailleurs, certains types d'événement également peu représentés comme le montre le tableau 1 ont été éliminé de l'analyse à savoir le type d'événement

« Pratiques en matière d'emploi et sécurité sur le lieu du travail » et « Dommages aux actifs corporels »

Cela dit, on va considérer deux variables qualitatives observées simultanément sur 369 incidents affectés de poids identiques 1/369. On suppose que la première variable, notée **Processus parent**, possède 7 modalités [Crédits Engagements, Fonction conformité, Fonction services général, Fonction système d'information, Gestion de la relation clientèle, Moyens de paiements, Opération de marche], et que la seconde, notée **Type d'événement**, possède 5 modalités [Fraude interne, Fraude externe, Clients Produits et Pratique Commerciales, Interruptions d'activité et Défaillance de Systèmes, Exécution Livraison et Gestion de Processus].

Type d'évén	Processus parent							Total
	Crédits-Engagements	Fonction conformité	Fonction service général	Fonction système d'information	Gestion de la relation clientèle	Moyens de paiements	Opération de marche	
FI	9	3	5	5	21	44	2	89
FE	12	1	5	0	7	52	0	77
CPC	11	9	0	2	4	6	4	36
DAS	0	3	0	33	0	8	1	45
ELGP	23	1	5	6	9	66	12	122
Total	55	17	15	46	41	176	19	369

Tableau 3: Tableau de contingence

Ce tableau de contingence consiste à croiser nos deux caractères c'est-à-dire les Type d'événement et les processus parent.

Une lecture courte du tableau

- La catégorie « Exécution, Livraison et Gestion des processus » qui se manifeste souvent sous forme d'erreur de manipulation ou d'exécution d'une transaction, retard dans l'exécution des transactions, erreur dans la gestion des processus, non-respect des procédures, erreurs de certaines prestations...se répète **66 fois** à cause d'une défaillance dans le processus moyens de paiements et **23 fois** à cause du processus crédits et engagements.
- La défaillance du processus moyens de paiements a causé **52** fraudes externes, et la défaillance du processus fonction système d'information a causé **33 fois** une interruption d'activité et défaillance de systèmes.
- La catégorie « Fraude interne » qui se manifeste sous forme de vol ou détournement d'espèces, dossier de crédit, accord de crédit frauduleux,

virement frauduleux d'un compte interne vers un compte de tiers, falsification d'une mainlevée....se répète **44 fois** à cause d'une défaillance dans le processus moyens de paiement et **21 fois** à cause processus gestion des relations clientèle.

d. Valeurs propre

Un premier point important à souligner est qu'il faut d'abord regarder les valeurs propres elles-mêmes avant de s'intéresser au pourcentage de variation que les axes correspondants expliquent ou absorbent dans le cas d'une Analyse Factorielle des Correspondances (AFC).

Chaque axe factoriel supporte une part de l'inertie totale. Cette part est mesurée par les valeurs propres, inférieures ou égales à 1. Des valeurs proches de 1 indiquent d'intéressants liens entre modalités de variables différentes.

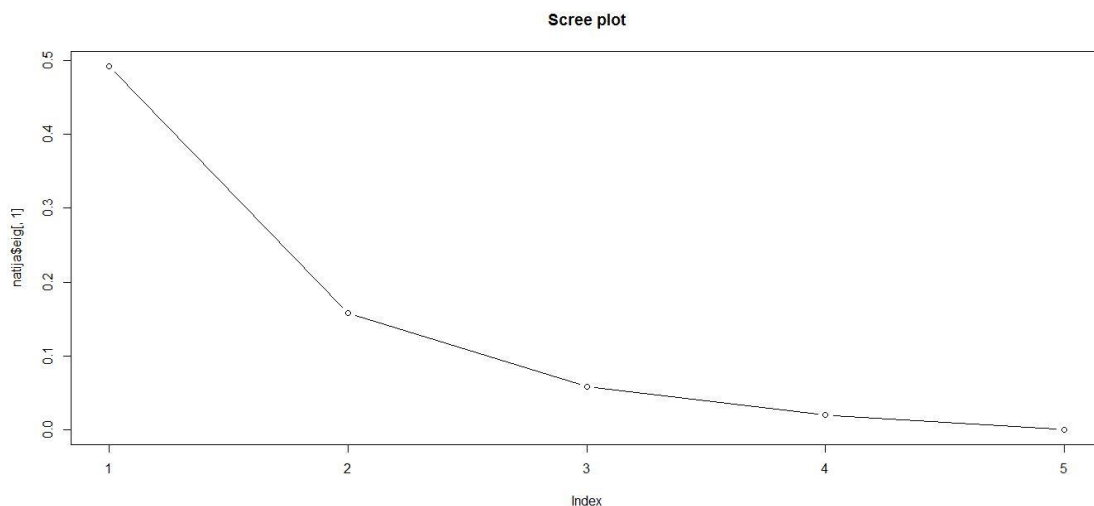


Figure 7: diagramme des valeurs propres

Le but est d'obtenir le maximum d'inertie conservée avec le minimum de facteur.

Le nombre d'axe maximal que l'on peut produire est

$$H = \min(K-1 ; L-1) = 4$$

*avec K : Nombre de modalité de la variable « types d'événement »

L : Nombre de modalité de la variable « processus parents »

On utilise **la règle du coude** c'est-à-dire on coupe l'éboulis des valeurs propres à l'endroit où celui-ci possède un 'coude', on va donc prendre les deux premiers axes.

En effet, il nous faut au moins deux axes pour obtenir une représentation graphique.

Call:

CA(congtin)

The chi square of independence between the two variables is equal to 269.0309 (p-value = 2.708678e-43)

Eigenvalues

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4	Dim.5
Variance	0.492	0.158	0.059	0.020	0.000
% of var.	67.512	21.693	8.053	2.742	0.000
Cumulative % of var.	67.512	89.205	97.258	100.000	100.000

Figure 8: contributions des axes factoriels

Le nuage des points sera représenté dans un plan de deux dimensions. Le premier axe explique à lui seul **67,5%** de l'information alors que le deuxième axe représente **21,6%** de l'information ce qui est assez important.

Le pourcentage de variance cumulé par les deux facteurs est satisfaisant. Il atteint 89,2% et restitue une part très importante de l'information.

e. Contributions

Rows	Dim.1	ctr	cos2	Dim.2	ctr	cos2	Dim.3	ctr	cos2
Crédits-Engagements	-0.338	3.452	0.410	0.354	11.809	0.451	-0.193	9.423	0.133
Fonction conformité	0.337	1.061	0.050	1.420	58.763	0.883	0.303	7.195	0.040
Fonction service général	-0.426	1.498	0.551	-0.360	3.333	0.394	0.118	0.960	0.042
Fonction système d'information	1.820	83.914	0.992	-0.162	2.075	0.008	-0.003	0.002	0.000
Gestion de la relation clientèle	-0.353	2.805	0.264	-0.003	0.000	0.000	0.549	57.113	0.641
Moyens de paiements	-0.271	7.107	0.557	-0.229	15.748	0.397	-0.051	2.088	0.020
Opération de marche	-0.125	0.164	0.021	0.504	8.271	0.348	-0.515	23.218	0.363

Columns	Dim.1	ctr	cos2	Dim.2	ctr	cos2	Dim.3	ctr	cos2
1 Fraude Interne	-0.234	2.689	0.250	-0.121	2.216	0.066	0.372	56.878	0.631
2 Fraude Externe	-0.415	7.285	0.571	-0.262	9.081	0.229	-0.011	0.046	0.000
4 Clients, Produits et Pratiques commerciales	-0.023	0.010	0.000	1.186	86.839	0.994	0.050	0.413	0.002
6 Interruption d'activité et défaillance de systèmes	1.862	85.900	0.995	-0.135	1.407	0.005	-0.010	0.023	0.000
7 Exécution, Livraison et Gestion des processus	-0.248	4.115	0.405	-0.047	0.457	0.014	-0.275	42.640	0.501

Figure 9: contributions des processus et des types d'événements

La contribution du processus défaillant « Fonction système d'information » dans l'inertie expliquée par le premier axe est dans les environs de 83%. Parallèlement la contribution du type d'événement « Dysfonctionnements de l'activité et des systèmes » est 85%, ce qui nous laisse espérer retrouver un très fort rapprochement puisqu'ils sont tous deux fortement corrélés positivement au premier axe.

La même remarque pourra être fait pour le processus « Fonction conformité » avec le type d'événement CPPC, relativement au deuxième axe factoriel.

f. Présentation des axes factoriels

On visualise les proximités et éloignements de modalités sur les plans factoriels. L'origine est le centre de gravité, aussi bien des lignes que des colonnes et, même si les échelles des deux variables sont différentes, on peut rapprocher facilement les modalités qui peuvent l'être (inter ou intra variables).

Comme le montre le graphe suivant :

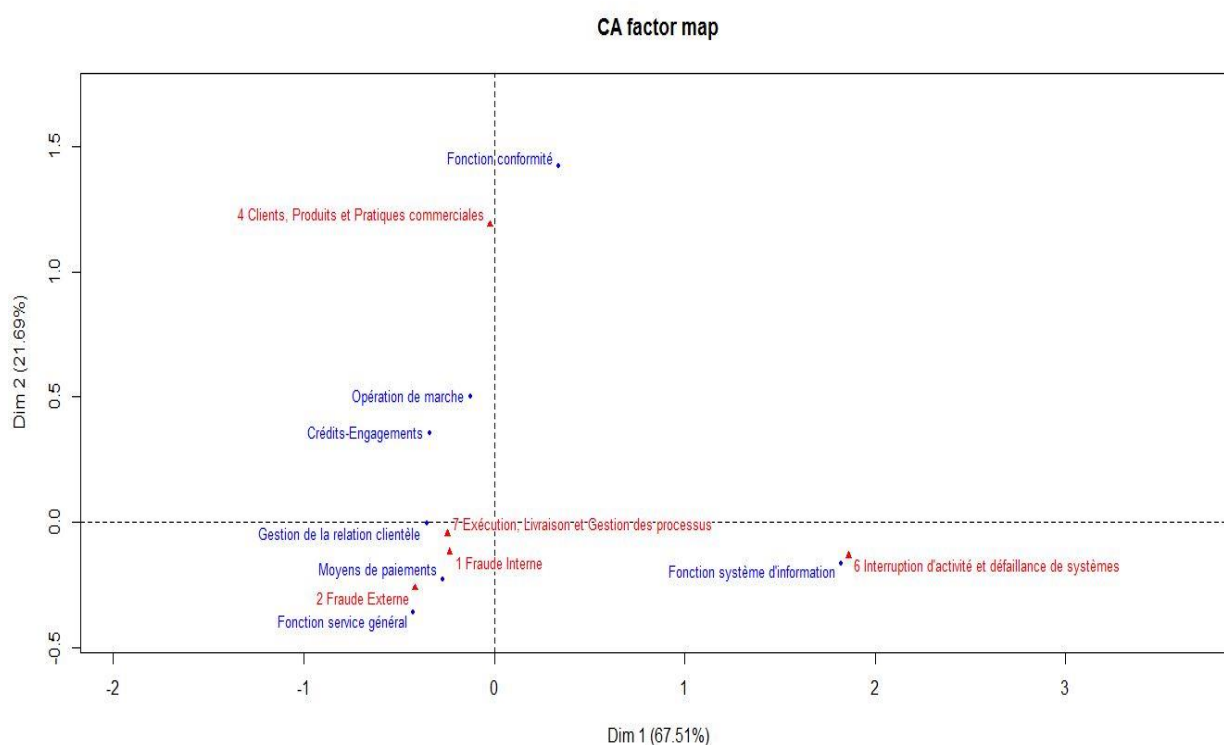


Figure 10: graphique des axes factoriels

On dit qu'il y a attirance ou ressemblance. Lorsqu'une modalité est proche d'une autre, cela veut dire que les effectifs répondant aux deux conditions sont plus nombreux que l'effectif qui aurait résulté d'une répartition proportionnelle.

A l'issue de l'analyse ci-haut, il en ressort qu'il y a une forte attirance entre les deux variables « processus parents : Fonction système d'information » et « type d'événement : Interruption d'activité et défaillance de système ».

Effectivement en pratique, il s'avèrent que les interruptions du système sont principalement dus à des bugs informatiques ou des défauts dans la fonction du processus système.

On remarque aussi qu'il y a une proximité entre le processus défaillant Fonction conformité et le type d'événement Clients, Produits et Pratique commerciales.

D'autre part on remarque un certain rapprochement entre le processus parent « Moyens de paiements » et les trois type d'événement qui constituent la majorité des incidents historiques existant « Fraude interne » « Fraude externe » et « Exécution, livraison et gestion des processus »

En revanche on dit qu'il y a répulsion ou dissemblance si on trouve un éloignement d'une modalité par rapport à une autre.

Les processus parents « Fonction conformité » et « Opération de marche » s'éloignent des types d'événement « Fraude interne » et « Fraude externe ».

CHAPITRE 4

Distribution de la
sévérité et la
fréquence du
risque opérationnel

Introduction :

La LDA (**L**oss **D**istribution **A**pproach) constitue une méthode avancée de calcul des pertes opérationnelles. Cette méthode consiste à estimer en premier lieu la distribution des sévérités ainsi que celle des fréquences pour pouvoir ensuite déterminer le capital réglementaire au titre du risque opérationnel.

Ce chapitre est structuré comme suit : D'abord un bref aperçu théorique sur les concepts probabilistes et statistiques utilisés, ensuite nous proposerons les différentes distributions à tester pour la sévérité et la fréquence, pour enfin déterminer la distribution qui s'ajuste le plus avec la sévérité et la fréquence en la validant à l'aide des tests graphiques et statistiques.

I. Les distributions de probabilités

La distribution de probabilité continue d'une variable aléatoire X , est définie comme :

$$P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt = F(x)$$

Où $f(t)$ est la fonction densité de probabilité et $F(x)$ est la fonction cumulative de la distribution. Si la distribution de X est discrète, $f(t)$ est appelée la fonction de masse de probabilité et $F(x)$ est définie comme :

$$F(x) = \sum_{t \leq x} f(t)$$

On présente dans ce qui suit quelques lois de distributions qui seront utilisées dans notre travail.

1. Distribution empirique :

La fonction de répartition empirique est une fonction en escalier qui saute $1/n$ à chaque étape d'une série de n points de données. L'estimateur standard pour une répartition empirique est définie par :

$$\widehat{F}_n(t) = \frac{\# \text{Observations} \leq t}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}\{x_i \leq t\}$$

Où les x_i sont des points de données dans l'échantillon, et par la forte loi des grands nombres, $\widehat{F}_n(t) \rightarrow F_n$ presque sûrement lorsque $n \rightarrow \infty$

Parmi les avantages de ce type de distribution, sont l'absence de mettre des hypothèses, en conséquence aucun paramètre ne doit être estimé, ainsi que sa flexibilité. Cependant cette distribution est entièrement basée sur des données historiques et ne peut pas produire des nombres à l'extérieur de l'ensemble de données historiques.

2. Les lois continues :

a. La loi log-normale :

Une variable aléatoire X est dite suivre une **loi log-normale** de paramètres μ et σ^2 si la variable $Y = \ln(X)$ suit une loi normale d'espérance μ et de variance σ^2 .

Une variable peut être modélisée par une loi log-normale si elle est le résultat de la multiplication d'un grand nombre de petits facteurs indépendants

La **loi log-normale** de paramètres μ et σ admet pour densité :

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

b. La loi exponentielle :

La loi exponentielle est une distribution à un seul paramètre qui modélise généralement la durée de vie d'un phénomène sans mémoire, ou sans vieillissement, ou sans usure. La densité de probabilité de la distribution exponentielle de paramètre $\mu > 0$ prend la forme :

$$f(x) = \frac{1}{\mu} \exp^{-x/\mu} \quad x > 0$$

Où μ est le Paramètre d'échelle et aussi la valeur attendue.

c. La loi de Weibull :

La loi de Weibull est une distribution à deux paramètres qui est souvent utilisée dans le domaine de l'analyse de la durée de vie, elle représente un cas spécial de loi d'extremum généralisée qui est une famille de lois de probabilité continues qui servent à représenter des phénomènes de valeurs extrêmes.

La densité de probabilité de la distribution Weibull de paramètres $a > 0$ et $b > 0$ prend la forme :

$$f(x) = \frac{b}{a} \left(\frac{x}{a}\right)^{b-1} e^{-(x/a)^b}$$

Où a est le paramètre d'échelle et b le paramètre d'emplacement.

d. La loi Gamma :

La distribution Gamma est caractérisée par deux paramètres qui affectent respectivement la forme et l'échelle de sa représentation graphique. Les distributions Gamma sont utilisées pour modéliser une grande variété de phénomènes, et tout particulièrement les phénomènes se déroulant au cours du temps.

La densité de probabilité de la distribution gamma de paramètres $a > 0$ et $b > 0$ prend la forme :

$$f(x) = \mathbb{1}_{[0,+\infty[}(x) \frac{1}{b^a \Gamma(a)} x^{a-1} e^{-x/b}, \quad x \in \mathbb{R}$$

Où $\Gamma(\cdot)$ la fonction Gamma, a le paramètre de forme et b le paramètre d'échelle.

3. Les lois discrètes :

a. La loi de poisson :

la loi de Poisson est une loi de probabilité discrète à un seul paramètre qui décrit le comportement du nombre d'évènements se produisant dans un laps de temps fixé, si ces évènements se produisent avec une fréquence moyenne connue et indépendamment du temps écoulé depuis l'évènement précédent.

La densité de probabilité de la distribution poisson de paramètres $\lambda > 0$ prend la forme :

$$f(x) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

Telle que le paramètre $\hat{\lambda}$ est défini comme suit :

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

b. La loi binomiale :

La loi binomiale est une distribution à deux paramètres qui modélise le nombre de succès obtenus lors de la répétition indépendante de plusieurs expériences aléatoires identiques.

La densité de probabilité de la distribution binomiale de paramètres n et p prend la forme :

$$\mathbb{P}(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}$$

$\binom{n}{k}$: représente le coefficient binomiale

n : le nombres d'expériences réalisées

p : la probabilité de succès

c. La loi binomiale négative :

La loi binomiale négative est une distribution de probabilité discrète à deux paramètres. Elle décrit la situation suivante: soit une expérience consistant en une série de tirages indépendants, donnant un "succès" avec probabilité p et un "échec" avec une probabilité complémentaire. Cette expérience se poursuit jusqu'à l'obtention d'un nombre donné de succès n . La variable aléatoire représentant le nombre d'échecs (avant l'obtention du nombre donné n de succès) suit alors une loi binomiale négative.

La densité de probabilité de la distribution binomiale négative de paramètres n et p prend la forme :

$$f(x; n, p) = \binom{k+n-1}{k} \cdot p^n \cdot q^k$$

$\binom{n}{k}$: représente le coefficient binomiale

n : le nombres d'expériences réalisées

p : la probabilité de succès

II. La méthode Loss Distribution Approach (LDA) :

La LDA représente l'une des méthodes les plus utilisées dans le secteur bancaire pour quantifier le risque opérationnel. Cette méthode consiste à ajuster la sévérité et la fréquence associées à chaque événement bâlois par des lois statistiques usuelles, puis les combiner pour obtenir une distribution de perte totale.

1. Les conditions d'application de la méthode :

Pour obtenir des bons résultats lors de l'application de la méthode LDA décrite ci-dessus, on doit vérifier les hypothèses suivantes :

- Le passé est une bonne approximation du futur : La structure organisationnelle, les politiques et les contrôles changent rapidement dans une institution financière. Nous supposons que les pertes passées représentent une bonne estimation des pertes futures, en termes de fréquence et de sévérité.

- L'historique des données de pertes est suffisamment long : Le comité de Bâle II définit qu'une « fenêtre » de données historiques suffisamment longue serait de trois ans, et préférablement, de cinq ans. La période considérée dans notre étude est de cinq ans (de 2010 jusqu'à 2014).

- Tous les types de risque présentés dans l'analyse contiennent suffisamment d'événements de grande ampleur pour assurer une modélisation adéquate de la distribution de sévérité.

- Le recensement de façon précise et complète des incidents de risque opérationnel est un élément fondamental d'un système de contrôle opérationnel permanent efficient. Une attention particulière est portée à l'exhaustivité, la qualité, la fiabilité et la cohérence des informations fournies par le processus de collecte d'incidents historiques de sorte qu'aucun biais de collecte n'est introduit dans la méthodologie.

- Les pertes liées aux risques opérationnels sont indépendantes et identiquement distribuées. La distribution de sévérité est indépendante de celle des fréquences

2. Les étapes d'application de la méthode LDA :

Etape 1 : choix et calibrage des lois de fréquence et de sévérité :

- La modélisation de la distribution des pertes et de fréquence se fera pour chaque type d'événement bâlois. Elle consiste à ajuster des lois de probabilités sur les données de fréquence des incidents du risque opérationnel d'une part et les

données de sévérité de ces mêmes incidents d'autre part, sur un intervalle de temps donné.

- Les principales lois utilisées pour l'ajustement de la fréquence des différents types d'évènements bâlois sont la loi de **Poisson**, **Binomiale**, et **Binomiale négative**.

Pour identifier la distribution adéquate de la fréquence à partir des observations historiques, il suffit de comparer la moyenne et la variance de notre série. Si la moyenne est égale à la variance, dans ce cas la distribution adéquate sera celle de Poisson, par contre si la moyenne est supérieure à la variance, il est préférable d'utiliser la loi binomiale. Enfin si la moyenne est inférieure à la variance, il vaut mieux utiliser la loi binomiale négative. Ci-dessous une figure qui récapitule le choix de la distribution à partir des observations historiques.

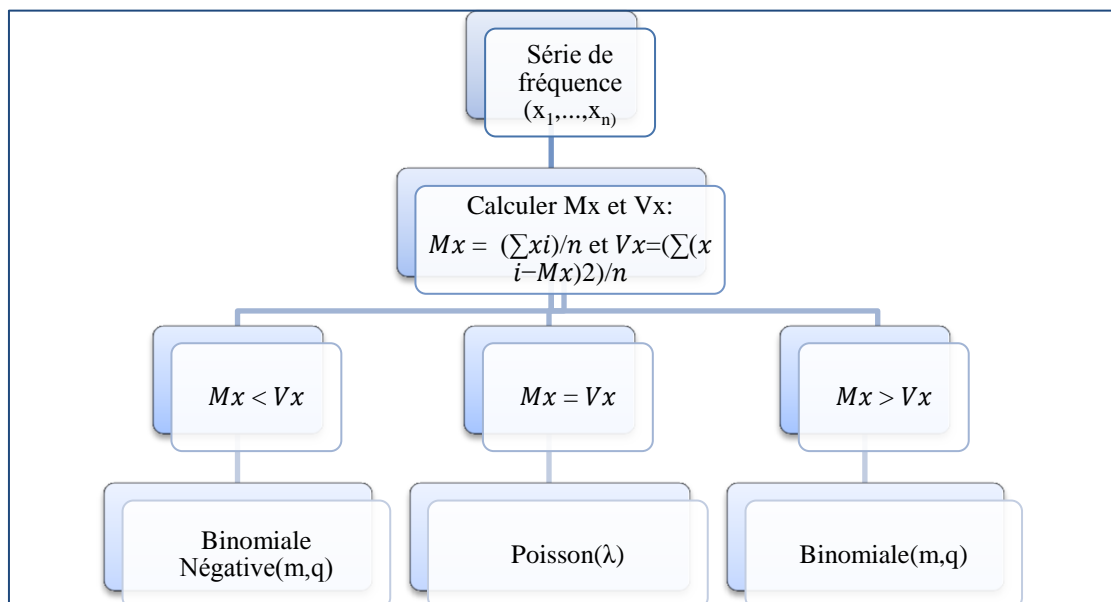


Figure 11: Critère de choix de la distribution de fréquence

- Concernant la distribution de la sévérité, les principales lois utilisées sont les lois continues positives (loi de Weibull, log-normale, exponentiel, Gamma ...)
- Pour estimer les paramètres des lois à tester, on procède à l'une des deux méthodes :
 - La méthode des moments généralisés qui est relativement facile à implémenter mais dont les résultats sont de moindre qualité. La méthode des moments est une méthode statistique intuitive qui consiste à estimer les paramètres d'une loi en égalisant certains moments théoriques avec les moments empiriques, basée sur la loi des grands nombres.
 - La méthode du maximum de vraisemblance qui est plus difficile à mettre en œuvre mais dont les résultats sont de meilleure qualité. Elle

est une méthode statistique courante permettant d'estimer les paramètres d'une loi en maximisant sa fonction de vraisemblance :

Soit $f(X; \theta)$ la densité de la loi étudiée dont l'ensemble des paramètres est noté θ .

Soit (X_1, \dots, X_n) un échantillon donné.

La fonction de vraisemblance est définie par : $L(x_1, \dots, x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$

Soit : $\ln(L(x_1, \dots, x_n; \theta)) = \sum_{i=1}^n \ln(f(x_i, \theta))$

Pour trouver les paramètres de la distribution, il faut résoudre l'équation suivante :

$$\frac{\delta \ln(L(x_1, \dots, x_n; \theta))}{\delta \theta} = 0$$

- Enfin pour valider le choix de la distribution, le premier test utilisé est le test graphique (**Q-Q plot**) qui consiste à établir dans le même graphe la distribution des données historiques et celle de la loi avec laquelle on veut ajuster nos données. Si les deux courbes sont superposées, la loi utilisée pour modéliser nos observations semble adéquate. Mais pour confirmer le choix, il est nécessaire d'adopter les tests statistiques qui sont plus précis. Pour cela nous disposons des tests de **Kolmogorov-Smirnov**, **Anderson-Darling** et du **Khi-Deux**.

Etape 2 : Construction de la distribution des pertes totales :

Pour la détermination de la distribution des pertes totales, l'une des trois méthodes utilisée est :

- Simulation de Monte-Carlo
- Inversion numérique de la fonction caractéristique de S
- Algorithme de Panjer.

Pour la suite de notre travail la méthode utilisée pour la détermination de la distribution de la perte totale est la simulation de Monte Carlo.

Etape 3 : le calcul de la Value At Risk (VAR)

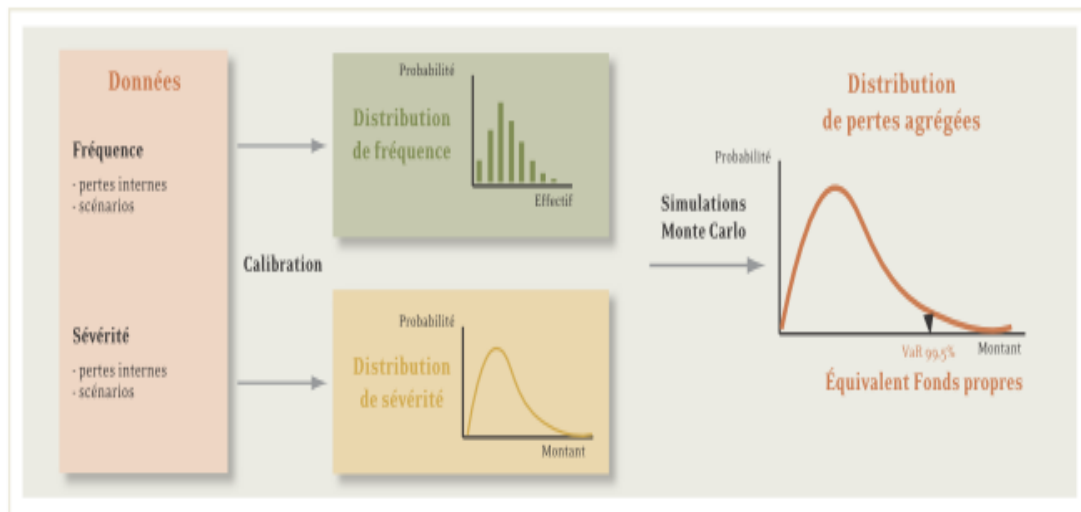
La Value At-Risk (VAR) de niveau α (ou de façon équivalente un niveau de confiance de $1-\alpha$ %) s'obtient finalement en calculant le quantile d'ordre α de la distribution de la perte totale.

$$VAR(\alpha) = \{\inf\{l | G(l) \geq \alpha\} = G^{-1}(\alpha)$$

La mesure de la VAR ne fait que refléter l'information contenue dans la queue gauche de la distribution du total des pertes opérationnelles.

Pour l'exigence en fonds propres du pilier I, le quantile réglementaire est fixé à $\alpha = 99.9\%$.

La figure suivante représente un récapitulatif des différents étapes citées ci-dessus d'application de la méthode LDA :



Source : d'après Risques opérationnels - De la mise en place du dispositif à son audit, C. Jimenez, P. Merlier et D. Chelly, 2008.

Figure 12: Les étapes de la méthode LDA

III. Estimation des distributions de sévérité et de fréquence:

La première étape de la méthode LDA pour le calcul des fonds propres consiste à chercher la distribution adéquate de la sévérité et la fréquence à partir des incidents historiques dont on dispose. Une estimation sans biais des paramètres de ces distributions donnera un résultat plus précis de l'indicateur VAR qu'on souhaite calculer.

Notre étude sera consacrée sur deux types d'événements bâlois, la fraude externe et la rubrique des erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus. Ces deux types d'événement sont les plus survenus, et ils ont un grand impact financier par rapport aux autres types des risques.

1. Distribution de la sévérité des risques opérationnels :

La sévérité est beaucoup plus difficile à modéliser que les fréquences. La VAR est sensible au choix de la méthode d'ajustement de la distribution de sévérité plus que le choix de la distribution de la fréquence des pertes opérationnelles.

a. Distributions proposées :

Théoriquement, toutes les distributions continues, dont le domaine de définition est positif, se présentent comme candidates pour la modélisation de la distribution de sévérité. Dans ce sens, nous allons tester trois distributions usuelles.

Nous commençons par tester la distribution **log-normale** à deux paramètres puisqu'elle est largement utilisée en pratique et s'ajuste généralement le mieux aux montants des pertes. Cette distribution est caractérisée par des queues moyennement

épaisses. D'autre part, les distributions **Gamma** et **Weibull**, caractérisées par des queues fines, sont également testées pour l'ajustement des sévérités.

b. Tests d'ajustements:

Test graphique :

Q-Q Plot :

Le graphique **Q-Q plot** permet de comparer visuellement un échantillon et une distribution théorique. Ce graphique représente les quantiles de la distribution théorique en fonction des quantiles de notre échantillon.

Soient (x_1, x_2, \dots, x_n) un échantillon et $(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)})$ l'échantillon ordonné à savoir $(x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)})$.

La fonction de répartition empirique F_n est définie par : $F_n(x_{(i)}) = \frac{i}{n}$ pour tout $i \in \{1, \dots, n\}$.

Dans le cas général, la fonction quantile Q est définie comme l'inverse de la fonction de répartition F : $Q(p) = \inf \{x / F(x) \geq p\}$ pour tout $p \in]0 ; 1[$.

La fonction quantile empirique Q_n correspond à la fonction quantile de la fonction de répartition empirique : $Q_n(p) = x_{(i)}$ pour tout $p \in]\frac{i-1}{n}; \frac{i}{n}[$.

Au vu de cette définition, le **Q-Q plot** représente les quantiles de la distribution théorique en fonction de notre échantillon ordonné c'est-à-dire qu'il représente les points de coordonnées $(x_{(i)}; Q(\frac{i}{n}))$ pour tout $i \in \{1, \dots, n\}$.

- **CDF-plot :**

Le CDF-plot est un graphique qui trace la fonction de distribution cumulative observée d'une variable, il permet de :

- Superposer les limites de spécification.
- Superposer les distributions théoriques ajustées (gamma, log-normal, normal, et Weibull)

Tests statistiques :

Dans le cas des lois continues, les tests statistiques utilisés sont les suivants :

Test de Kolmogorov-Smirnov :

Dans le cas continu, le test de Kolmogorov-Smirnov a comme hypothèse nulle l'appartenance de l'échantillon à une distribution théorique déterminée. La statistique de Kolmogorov-Smirnov (KS) est :

$$D_{KS} = \max_{i=1, \dots, n} [|F_n(x_i) - F_n(x_i, \theta)|]$$

Où $F_n(x_i)$ est la fonction de répartition empirique et $F_n(x_i, \theta)$ est la fonction de répartition théorique de la distribution testée avec le vecteur de paramètre θ .

Ce test se base donc sur le calcul de la distance maximale entre la distribution empirique et la distribution théorique. Il présente cependant un inconvénient majeur. On observe que le test est notablement plus sensible aux environs du « centre » de la distribution, et a donc de ce fait tendance à être fort conservateur.

Test d'Anderson-Darling :

La statistique du test est défini par :

$$AD = n \int_{-\infty}^{\infty} \frac{(F_n(x) - F(x, \theta))^2}{F(x, \theta)(1 - F(x, \theta))} dF(x)$$

Et s'obtient en pratique en utilisant la formule suivante :

$$AD = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{(2i - 1) \log(F(x_i, \theta)) + (2n + 1 - 2i) \log(1 - F(x_i, \theta))\}$$

Où $F_n(x_i)$ est la fonction de répartition empirique et $F(x_i, \theta)$ est la fonction de répartition théorique de la distribution testée avec le vecteur de paramètres θ .

Test de Cramer-Von Mises:

La statistique du test est défini par :

$$CVM = n \int_{-\infty}^{\infty} (F_n(x) - F(x, \theta))^2 dF(x)$$

Et s'obtient en pratique en utilisant la formule suivante :

$$CVM = \frac{1}{12n} + \sum_{i=1}^n (F_n(x_i) - F(x_i, \theta))^2$$

Où $F_n(x_i)$ est la fonction de répartition empirique et $F(x_i, \theta)$ est la fonction de répartition théorique de la distribution testée avec le vecteur de paramètres θ .

c. Le choix du modèle de la sévérité :

Cette section a pour objectif la détermination de la distribution des pertes liées à la fraude externe et la rubrique des erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus, vu que ces deux types d'événements sont les plus survenus et les plus coûteux par rapport aux autres types.

i. Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus:

Q-Q Plot :

Le test graphique Q-Q a été introduit en vue d'avoir une vision préalable sur le degré d'ajustement de notre distribution aux distributions des lois de probabilités usuelles. Pour cela on va introduire les lois **Log-normale**, **Exponentiel**, **Weibull** et

Gamma pour modéliser notre série d'observations vu qu'ils sont les plus utilisés pour modéliser ce type de risque.

Les graphes ci-dessous représentent un ajustement de nos données par les différentes lois qu'on a déjà cité :

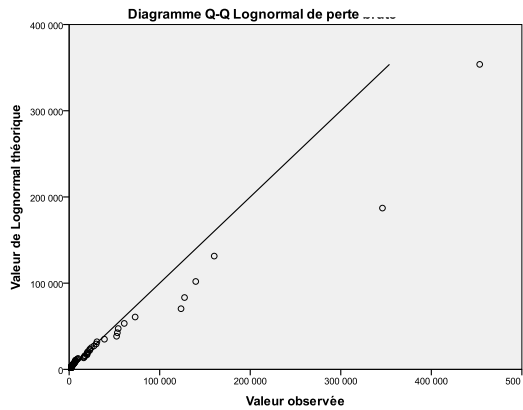


Figure : Diagramme Q-Q de la Loi Log-normale

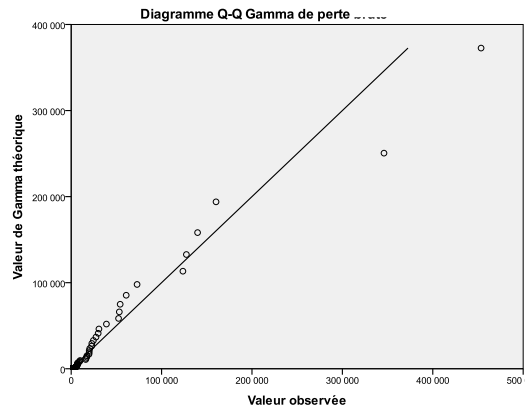


Figure : Diagramme Q-Q de la Loi Gamma

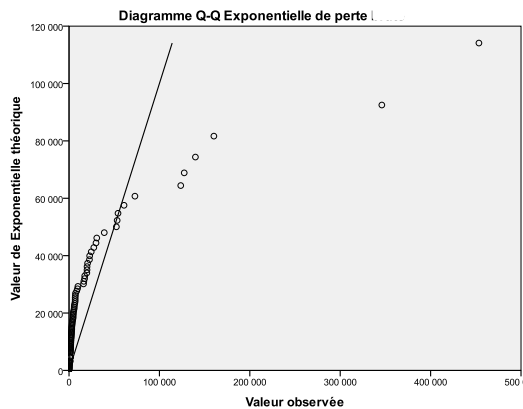


Figure : Diagramme Q-Q de la Loi exponentielle

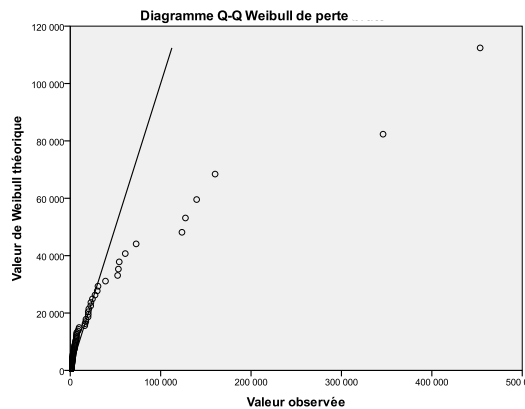


Figure : Diagramme Q-Q de la Loi Weibull

Figure 13: Ensemble des diagrammes Q-Q des lois (ELGP)

D'après les graphes ci-dessus, on constate que notre échantillon de perte s'ajuste mieux avec les lois **log-normale**, **Weibull**, **gamma**. Tandis que la loi **exponentielle** est éliminée vue que sa distribution est éloignée de la distribution de nos données.

Pour cette raison, il est très utile d'utiliser les tests d'ajustements statistiques pour déterminer laquelle parmi ces trois lois s'ajuste le mieux avec nos données.

Estimations des paramètres :

Avant de se lancer dans les tests statistiques, il est nécessaire de déterminer les paramètres des lois avec lesquelles on veut ajuster nos données.

Le tableau suivant présente l'estimation de ces paramètres

Distribution	Paramètre
Log-normale	$\mu= 8,383$ $\sigma= 1,766$
Gamma	$a=0,129$ $b=5,719 \cdot E-6$
Weibull	$a=10178,437$ $b=0,674$

Tableau 4: : Estimation des paramètres « ELGP »

Tests d'ajustement statistiques :

Après avoir une idée sur les distributions qui peuvent ajuster les données historiques associées à la rubrique Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus. La deuxième étape est de valider le choix par la loi convenable qui va modéliser notre échantillon.

Pour cela on va adopter le test de Kolmogorov-Smirnov qui va nous déterminer de façon définitive la loi qui s'ajuste le mieux avec nos données. Ce test va être appliqué sur les trois lois qui ont été retenus précédemment, la loi **log-normale**, **Weibull**, **Gamma**.

Le tableau suivant présente la valeur de la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour ces trois lois :

Distribution	Kolmogorov-Smirnov
Log-normale	0.1149
Gamma	0,1157
Weibull	0,1186

Tableau 5: : Les valeurs de la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour "ELGP"

La loi **log-normale** s'ajuste le mieux avec notre échantillon, vu qu'elle a la plus petite valeur de la statistique de ce test.

Il nous reste à voir la p-value de ce test pour valider définitivement notre choix.

```
> ks.test(perte,plnorm,lognormale[1],lognormale[2])

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  perte
D = 0.1149, p-value = 0.1543
```

Figure 14: Test de Kolmogorov-Smirnov

D'après la sortie du logiciel R ci-dessus, la p-value = 0,1543 > 0,05 donc on accepte l'hypothèse H_0 : la distribution de la sévérité suit la loi log-normale.

En conclusion, les données de sévérité de ce type de risque s'ajustent avec la loi **log-normale** de paramètres $\mu= 8,383$ et $\sigma= 1,766$

ii. La fraude externe:

Q-Q Plot :

Pour déterminer la distribution de la sévérité pour le type d'événement fraude externe, la même procédure sera suivie que celle du paragraphe précédent.

Les graphes ci-dessous représentent un ajustement de nos données par les 4 lois déjà cité :

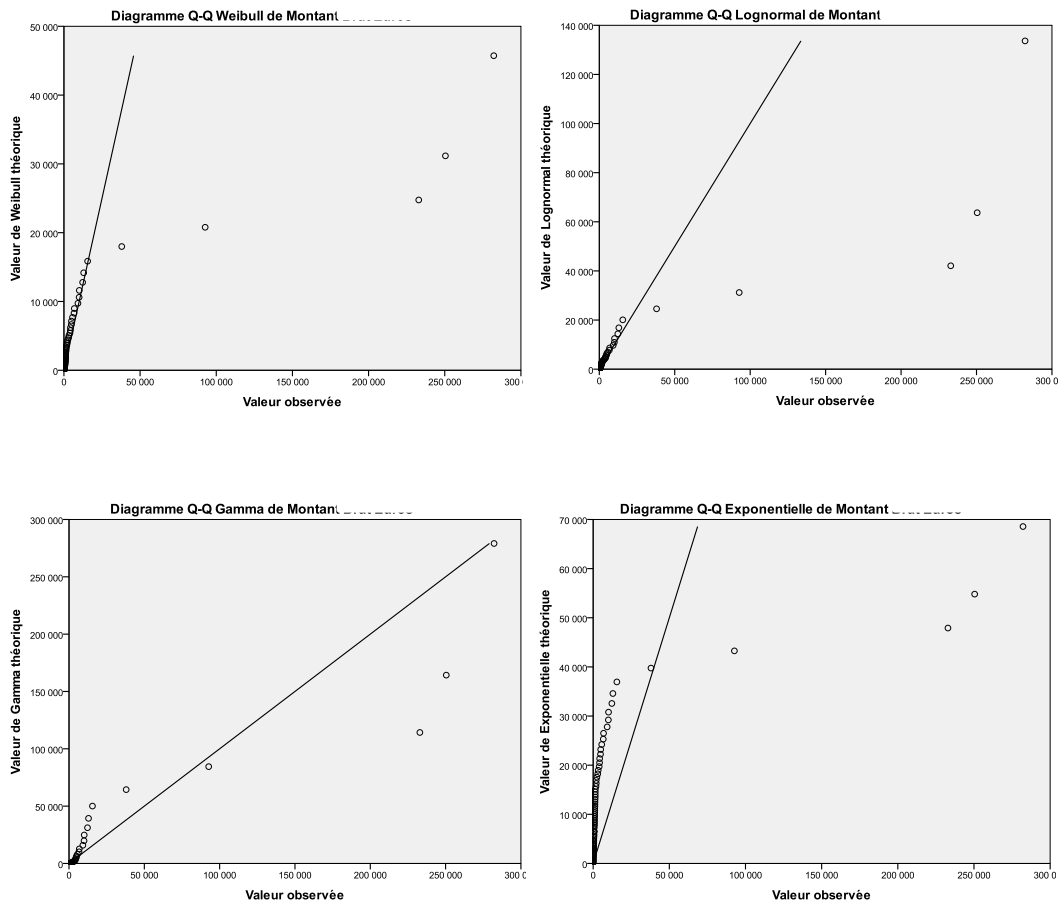


Figure 15: Ensemble des diagrammes Q-Q des lois (FE)

D'après les graphes ci-dessus, notre échantillon de perte s'ajuste mieux avec les lois **log-normale**, **Weibull**. Tandis que la loi **exponentielle** et **Gamma** sont éliminés vu que leurs distributions sont éloignées de celle de nos données.

Pour cela, il est très utile d'utiliser l'un des tests statistiques pour savoir qui parmi ces deux lois est convenable pour ajuster notre échantillon.

Estimations des paramètres :

Avant d'appliquer les tests statistiques, il est indispensable de déterminer les paramètres des lois avec lesquelles on veut ajuster nos données.

Distribution	Paramètre
Log-normale	$\mu= 7.085$ $\sigma= 1.965$
Weibull	$a=10178,437$ $b=0,674$

Tableau 6: l'estimation des paramètres « FE »

Tests d'ajustement statistiques :

Après avoir une vision générale sur les distributions qui peuvent ajuster les données historiques associées à la fraude externe. La deuxième étape est de confirmer le modèle convenable.

Pour cela on va adopter le test de Kolmogorov-Smirnov qui va nous confirmer définitivement la loi qui s'ajuste le mieux avec nos données. Ce test va être appliqué sur les deux lois retenus, à savoir la loi **log-normale** et **Weibull**.

Le tableau suivant présente la valeur de la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour ces deux lois :

Distribution	Kolmogorov-Smirnov
Log-normale	0.1206
Weibull	0,1217

Tableau 7: Les valeurs de la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour le type de risque "FE"

La loi **log-normale** s'ajuste le mieux avec notre échantillon, vu qu'elle a la plus petite valeur de la statistique de ce test.

Il nous reste à voir la p-value de ce test pour valider définitivement notre choix.

```
> ks.test(perte,plnorm,7.0847797 ,1.9654424 )

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  perte
D = 0.1206, p-value = 0.2385
alternative hypothesis: two-sided
```

Figure 16: Test de Kolmogorov-Smirnov

D'après la sortie du logiciel R ci-dessus, la p-value = 0,2385 > 0,05 donc on accepte l'hypothèse H_0 : la distribution de la sévérité de la fraude externe suit la loi log-normale.

En conclusion, la distribution de la sévérité de la fraude externe suit la loi log-normale de paramètres $\mu= 7.085$ $\sigma = 1.965$

2. Distribution de la fréquence des risques opérationnels :

Après avoir modélisé la distribution de la sévérité de la fraude externe et celle des Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus. La deuxième étape est la détermination de la loi de la fréquence de ces deux types d'événement, et cela pour avoir tous les ingrédients nécessaires pour la réalisation de la simulation de Monte Carlo.

a. Distributions proposées :

Le but de cette section est la présentation des différents modèles pour la fréquence des risques opérationnels.

Les principales caractéristiques des lois de probabilité les plus souvent utilisés pour la modélisation de ce type de risque sont :

- La loi binomiale : $E(N) > \text{Var}(N)$
- La loi de Poisson : $E(N) = \text{Var}(N)$
- La loi binomiale négative : $E(N) < \text{Var}(N)$

b. Test d'ajustement :

i. Test graphique :

Ce test a pour but d'avoir une première idée sur la tendance de la distribution empirique dont on dispose. Comme déjà mentionné dans la partie précédente, il existe deux types de test graphique. Le premier est le graphique **Q-Q plot** qui représente les quantiles de la distribution théorique en fonction des quantiles de notre échantillon. Tandis que le deuxième est **CDF-plot** qui trace la fonction de distribution cumulative observée d'une variable.

ii. Test statistique :

Le test statistique le plus utilisé dans le cas discret est celui de **Khi-deux**. La statistique utilisée pour ce test est :

$$Q = \sum_{k=0}^n \frac{(n_k - E_k)^2}{E_k}$$

Avec n_k est le nombre d'éléments observés dans la classe k et E_k le nombre théorique d'éléments qui devraient s'y trouver. La statistique Q suit la loi khi-deux de paramètre

$n-j-1$ avec j qui représente le nombre de paramètres estimés. On rejette H_0 si et seulement si, la valeur de la statistique est supérieure au $100(1 - \alpha)$ quantile d'une telle loi.

c. Le choix du modèle de la fréquence :

Cette section a pour objectif la détermination de la distribution de la fréquence mensuelle de la fraude externe et la rubrique des erreurs d'exécution, livraison et

gestion des processus, vu que ces deux types d'événements sont les plus survenus et les plus coûteux par rapport aux autres types.

i. Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus:

Le but de cette partie est la détermination de la distribution de fréquence pour le type d'événement erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus. Avant de se lancer dans les tests statistiques, il est recommandé comme première étape de comparer la moyenne et la variance de notre échantillon pour avoir une première idée sur la distribution.

```
> mean(rubrique7)
[1] 1.833333
> var(rubrique7)
[1] 3.80226
> summary(rubrique7)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.000  0.000   1.000   1.833   3.000   8.000
```

Figure 17: la moyenne et la variance empirique de la fréquence "ELGP"

D'après la sortie du logiciel R, la variance de notre échantillon est supérieure à la moyenne, d'où la loi convenable pour modéliser la fréquence est la loi binomiale négative.

Après avoir une idée sur la distribution qui peut modéliser notre échantillon, il est nécessaire de confirmer ce choix en se basant sur le test graphique et le test statistique du **Khi-deux**.

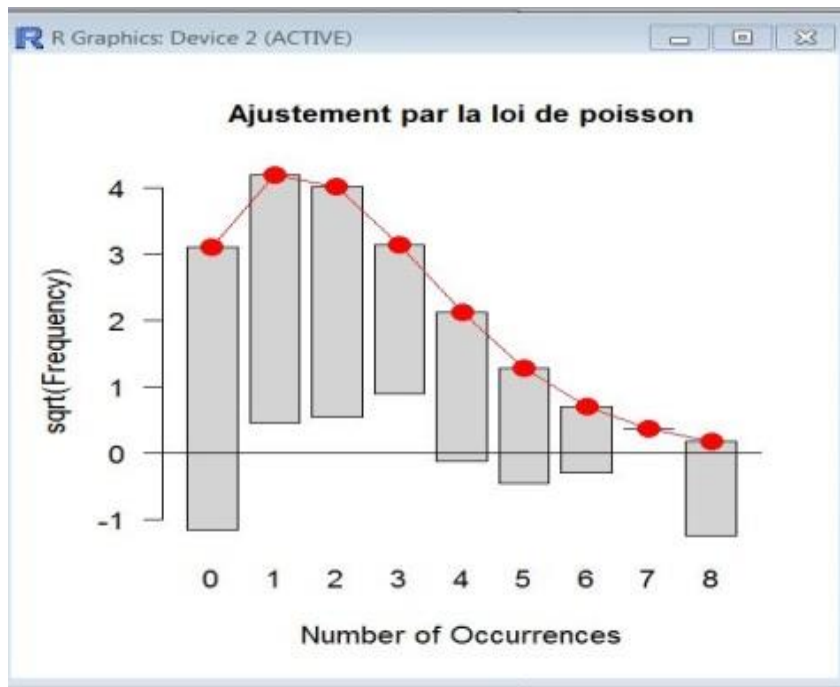


Figure 18: ajustement par la loi de poisson

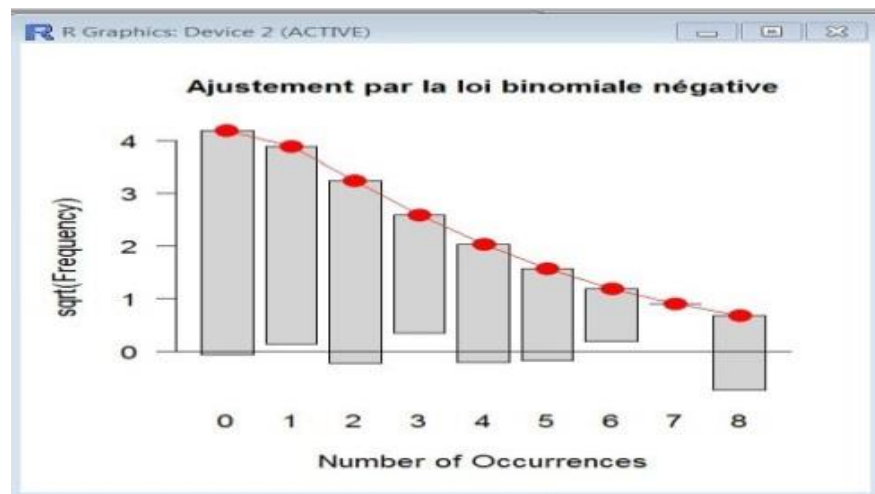


Figure 19: Ajustement par la loi binomiale négative

D'après les deux graphes ci-dessus, notre échantillon s'ajuste mieux avec la loi binomiale négative que celle du poisson. Donc il nous reste qu'à valider ce choix via le test de **khi-deux**.

Avant de se lancer dans ce test, il est nécessaire d'estimer les paramètres des lois avec lesquelles on veut ajuster nos données.

Le tableau suivant présente l'estimation de ces paramètres :

Distribution	Paramètre
Binomiale négative	$n=8$ $p=0,81$
Poisson	$\lambda=1,833$

Tableau 8: L'estimation des paramètres pour la loi de la loi binomiale négative

Après avoir estimé les paramètres de la loi binomiale négative, il nous reste qu'à établir le test qui va nous donner la réponse définitive.

La figure ci-dessous indique la réalisation du test **Khi-deux** via le logiciel R.

```
> chisq.test(k,pp)

Pearson's Chi-squared test

data:  k and pp
X-squared = 54, df = 48, p-value = 0.2559
```

Figure 20: Test de khi-deux pour le type "ELGP"

D'après la sortie du logiciel R, on constate que la p-value = 0,2559 > 0,05, donc on accepte l'hypothèse H_0 : les données suivent la loi binomiale négative de paramètres $n=8$ et $p=0,81$.

En conclusion, on peut affirmer que la fréquence mensuelle des incidents opérationnels de type Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus suit la loi binomiale négative.

ii. La fraude externe :

Pour la détermination de la distribution de la fréquence mensuelle pour la fraude externe, les mêmes démarches seront suivies que celles du paragraphe précédent.

La première démarche est de comparer la variance et la moyenne de notre échantillon pour avoir une idée sur la distribution.

```
> mean(fraude)
[1] 1.383333
> var(fraude)
[1] 2.274294
> summary(fraude)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.000  0.000   1.000   1.383   2.000   6.000
```

Figure 21: : la moyenne et la variance empirique de la fréquence « FE »

D'après la sortie du logiciel R ci-dessus, la variance de notre échantillon est supérieure à la moyenne, d'où la loi adéquate pour modéliser la fréquence est la loi binomiale négative. Cette proposition est affirmée par les graphes ci-dessous.

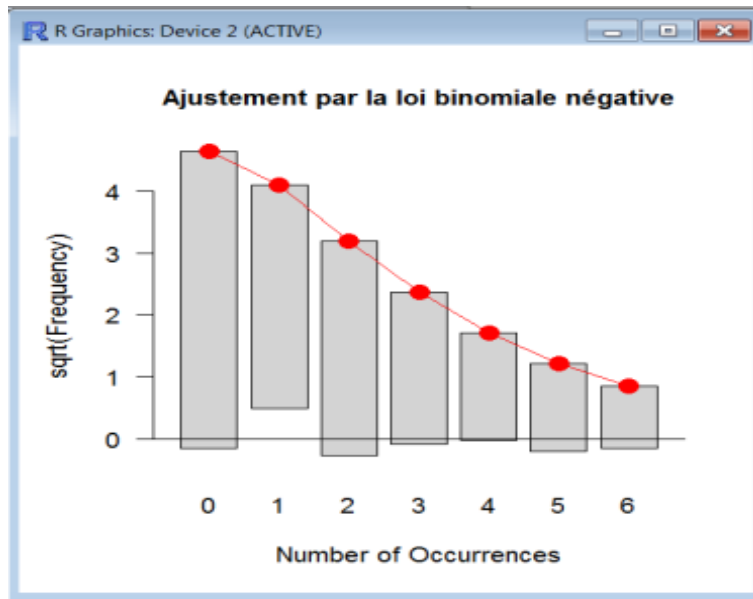


Figure 22: Ajustement par la loi binomiale négative

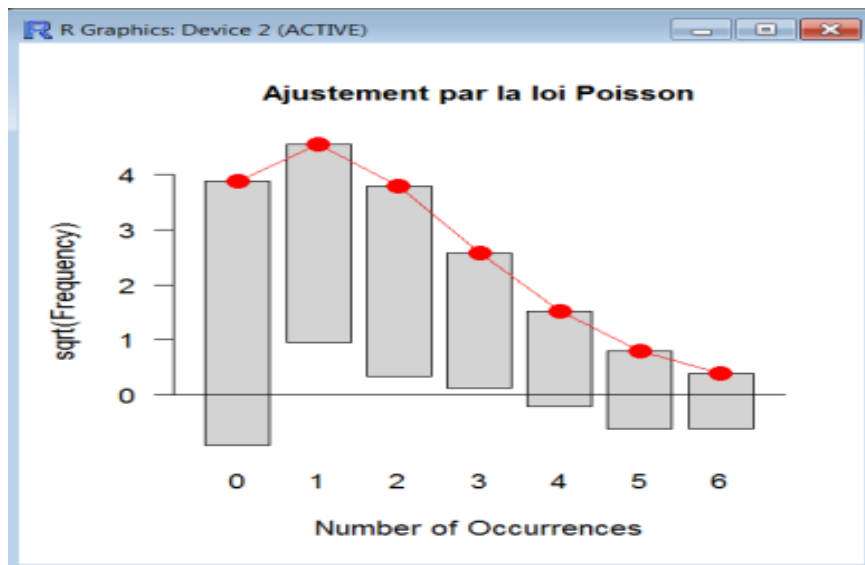


Figure 23: Ajustement par la loi poisson

Concernant l'estimation des paramètres des lois utilisées, le tableau suivant nous indique les valeurs de ces estimations.

Distribution	Paramètre
Binomiale négative	$n=6$ $p= 0.812$
Poisson	$\lambda= 1.383$

Tableau 9: L'estimation des paramètres pour la loi de poisson et la loi binomiale négative

Après avoir estimé les paramètres de la loi binomiale négative, il nous reste qu'à valider le choix du modèle via le test **Khi-deux**.

La figure ci-dessous indique la réalisation du test **Khi-deux** via le logiciel R.

```
> chisq.test(k, ff)

Pearson's Chi-squared test

data:  k and ff
X-squared = 42, df = 36, p-value = 0.227
```

Figure 24: Test de khi-deux pour le type "fraude externe"

D'après la sortie du logiciel R, on constate que la $p\text{-value} = 0,227 > 0,05$, donc on accepte l'hypothèse H_0 : les données suit la loi binomiale de paramètres $n=6$ et $p=0,812$.

En conclusion, on peut affirmer que la fréquence mensuelle des incidents opérationnels de type fraude externe suit la loi binomiale négative.

Conclusion:

L'objectif de ce chapitre était de proposer un modèle qui décrit le comportement des pertes et de la fréquence des incidents opérationnels de type « fraude externe » et « Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus », et cela pour déterminer les fonds propres nécessaires pour se prémunir contre ces deux types d'événements.

Les modèles trouvés seront de grande utilité pour l'application de la simulation de Monte Carlo dans le chapitre suivant afin de déterminer les fonds propres.

Ainsi, il s'avère que les deux événements ont des sévérités dont les distributions suivent la loi log-normale au moment où leurs fréquence ont des distributions qui suivent la loi Binomiale négative. Le tableau suivant résume les résultats obtenus dans ce chapitre :

Fraude externe	Fréquence	Binomiale négative	$n=6 ; p=0,812$
	Sévérité	log-normale	$\mu=7,08 \sigma =1,96$
Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus	Fréquence	Binomiale négative	$n=8 ; p=0,81$
	Sévérité	log-normale	$\mu=8,38 \sigma =1,77$

Tableau 10: récapitulatif des distributions de la sévérité et la fréquence

CHAPITRE 5

Calcul de la
VAR par la
simulation de
Monte Carlo

Introduction

Ce chapitre a pour objectif la détermination des fonds propres pour se prémunir contre le risque de la fraude externe et aussi les erreurs Exécution, livraison et gestion des processus. Pour cela nous appliquerons la simulation de Monte Carlo afin de calculer la Value At Risk (VAR) qui nous permettra de déterminer ces fonds.

Ce chapitre sera structuré comme suit : D'abord un bref aperçu sur les théories relatives à la VAR. Puis, une explication de la simulation de Monte-Carlo exposée dans notre analyse. Ensuite nous présentons une application pratique de la simulation de Monte-Carlo et le calcul de la VAR développée par l'intermédiaire de Vba-Excel. Et pour finir, un résumé sur les principaux résultats, leurs interprétations et les recommandations éventuelles.

A noter que pour la simulation de Monte-Carlo, lors de ce projet de fin d'étude, nous avons procédé au développement d'une application sur Vba-Excel afin de pouvoir déployer les résultats qui vont être présentés dans ce chapitre. (le détail du code source est repris en annexe).

I. Aperçu théorique sur la Value At-Risk (VAR) :

1. Définition de la VAR :

La Valeur à Risque ou la Value at risk est définie comme étant la perte maximale potentielle qui ne devrait être atteinte qu'avec une probabilité donnée (niveau de confiance) sur un horizon temporel fixé. Statistiquement, la VAR peut être définie comme étant le quantile de la distribution théorique de nos pertes.

La VAR est un indicateur facile à interpréter, et donne aux investisseurs ou les gestionnaires des risques une valeur simple compréhensible qui va leur permettre de la mise en œuvre des stratégies convenables pour se couvrir contre les différents risques encourus.

Théoriquement la Value At Risk est défini comme suit :

$$VAR = F^{-1}(\alpha)$$

Où $F(.)$ désigne la fonction de répartition associée à la distribution de perte .

Ci-dessous une illustration graphique de la Value At Risk :

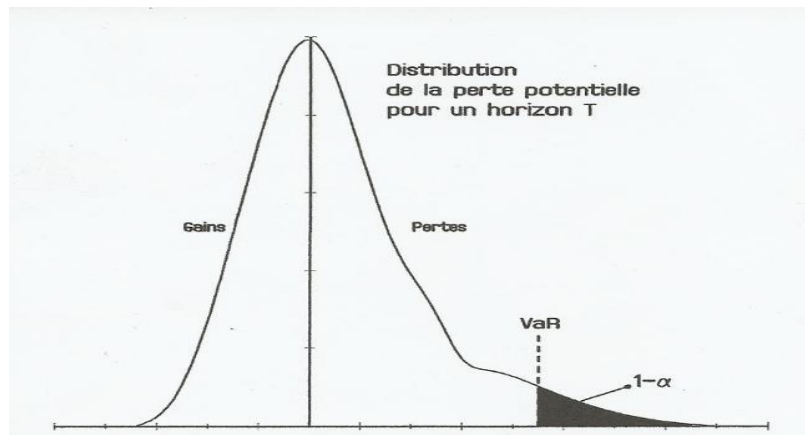


Figure 25: Représentation graphique de la VAR

2. Propriétés de la VAR :

La VAR est une fonction qui dépend du niveau de confiance et aussi l'horizon de détention. Ces deux éléments sont essentiels dans la détermination de cet indicateur. En effet l'horizon de détention reflète la période sur laquelle la variation de la valeur du risque opérationnel est mesurée, tandis que le niveau de confiance nous montre le degré d'aversion des gestionnaires au risque.

Dans notre étude la VAR sera calculée sur un horizon d'un an.

Les propriétés de la VAR sont les suivantes :

$$VAR_{\alpha,h} = \sqrt{h} * VAR_{\alpha,1} .$$

h : horizon de détention α : erreur de première espèce

- la VAR est croissante avec le niveau de confiance et l'horizon de détention.

3. Avantages et inconvénients de la VAR :

Parmi les avantages de la Value At Risk on trouve :

- La VAR est un indicateur synthétique qui donne une évaluation des risques bancaires.
- C'est un indicateur lisible et facile à interpréter, même par des non spécialistes.

En revanche, la principale limite de la VAR réside dans les données injectées dans son algorithme de calcul qui proviennent toujours des valeurs constatées dans le passé, ce qui n'est pas nécessairement un reflet des évolutions futures possibles.

4. Les méthodes appliquées pour le calcul de la VAR :

En pratique, il existe trois méthodes pour le calcul de la Value At Risk :

- La méthode paramétrique
- La méthode historique
- La méthode de la simulation de Monte Carlo

a. La méthode paramétrique :

La VAR paramétrique, appelée aussi VAR analytique, VAR variance-covariance est une méthode basée sur des calculs statistiques et qui consiste à définir une formule décrivant la distribution des pertes et des profits. Elle est généralement utilisée pour évaluer le risque de marché

b. La méthode historique :

La méthode historique est la méthode la plus simple parmi les méthodes qu'on a déjà cités ci-dessus. En effet elle est basée juste sur la série des incidents historiques qu'on détient.

Comme première étape de cette méthode, on doit avoir suffisamment de pertes liées aux risques opérationnels pour que le résultat obtenu soit pertinent. Après cela on doit trier nos données par ordre croissant, de la plus faible perte à la plus importante. Enfin, on doit déterminer le quantile de notre distribution empirique qui correspond à un niveau de confiance donné qui est généralement **99,99%** conformément aux recommandations de Bâle II.

Les principales limites de cette méthode c'est qu'elle renseigne surtout sur le passé, or le futur n'est pas forcément une reproduction du passé. Aussi la taille de l'historique doit être suffisamment grande, ce qui n'est pas toujours le cas.

c. La méthode de la simulation de Monte Carlo :

La simulation de Monte Carlo est une méthode numérique qui consiste à la simulation des pertes liées à un type de risque donné dont on se donne une loi de distribution à priori. Cette méthode est à mettre en parallèle avec la méthode historique vu que cette dernière est basée sur un historique passé alors que celle de Monte Carlo est basée sur un historique simulé.

La simulation de Monte Carlo est sûrement la plus précise, mais c'est la plus difficile et la plus longue à mettre en place car elle nécessite en premier lieu l'ajustement des données qu'on possède par une loi usuelle, et l'appliquer par la suite sur un grand nombre d'observations pour avoir un résultat pertinent.

II. Simulation de Monte-Carlo :

Pour appliquer la simulation de Monte Carlo afin de calculer la VAR, on doit d'abord générer la fréquence mensuelle des incidents par une loi discrète, puis la sévérité par une loi continue.

1. Génération des nombres aléatoires :

Pour générer des nombres aléatoires distribués selon n'importe quelle loi, on suit l'une de ces méthodes :

- Transformation inverse
- Acceptation rejet

a. Transformation inverse :

Pour chaque nombre u_i avec $1 \leq i \leq n$, choisi au hasard dans l'intervalle $[0,1]$ des valeurs de la fonction de répartition, on prend pour valeur de x_i de X l'abscisse du point d'intersection de la droite d'ordonnée u_i avec la courbe représentative de la fonction de répartition de X . Ce qui veut dire que pour chaque nombre aléatoire u_i inclut entre 0 et 1, l'élément x_i représente l'inverse de la fonction de répartition d'une variable uniforme. Donc, (x_1, x_2, \dots, x_n) est la réalisation d'un n-échantillon de X .

$$F_X(x)=u \quad , \leftrightarrow \quad x = F_X^{-1}(u)$$

b. Acceptation-rejet :

Si on veut générer une variable aléatoire réelle X de densité $f(x)$ par la méthode Acceptation-rejet on suppose :

- qu'il existe une autre densité de probabilité g tel que le ratio f/g soit borné, disons par une constante (c).
- on peut simuler la variable aléatoire Y de densité g .

L'algorithme de cette méthode se résume comme suit:

- Générer un nombre y d'une variable aléatoire Y ayant g comme fonction de densité (étape 1)
- Générer un nombre u d'une variable U distribuée selon la loi uniforme sur l'intervalle $[0,1]$ et indépendante de Y . (étape2)
- Si $u \leq f(y)/c \cdot g(y)$ on prend $x=y$ sinon on reprend à partir de l'étape 1.

2. Algorithme de la simulation de Monte Carlo pour le calcul de la VAR :

Les étapes du calcul de la VAR par la simulation de Monte Carlo se résument comme suit :

- Estimer la distribution de la sévérité des pertes opérationnelles P .
- Estimer la distribution de la fréquence mensuelle des risques opérationnels F .
- Pour $i = 1 \text{ à } m$, tel que m représente le nombre de simulations.
- Simuler **un** nombre N selon la distribution de fréquence F .
- Simuler N échantillon x_1, \dots, x_N selon la distribution de la sévérité P .

- Répéter les premières étapes pour $K=12$ (pertes par mois) et faire la sommation de tous les montants x_i générés pour avoir le montant de perte annuelle.
- Poser $L = \sum_{k=1}^N x_k$ la perte annuelle.
- Répéter les trois dernières étapes m fois pour qu'on puisse obtenir des variables aléatoire (L^1, L^2, \dots, L^m) avec $L^j = L_1^j + \dots + L_{N_j}^j$.
- Trier les variables aléatoires d'une manière croissante, c'est-à-dire $L^{(1)} \leq L^{(2)} \leq \dots \leq L^{(m)}$.
- Calculer la VAR comme le quantile à 99,9% de l'échantillon (L_1, \dots, L_m) , et donc, la VAR opérationnelle est estimée par $L^{([0.999*m])}$.

III. Conception et réalisation de l'application :

Pour obtenir un programme qui nous permet de calculer la Value at Risk à partir de la simulation de Monte-Carlo, nous avons décidé d'automatiser une grande partie des calculs en utilisant la plateforme VBA sur Excel.

Pour cela nous avons créé une interface Vba-Excel qui permet à l'utilisateur de calculer la Value At Risk après avoir choisi la distribution de la sévérité et celle de la fréquence, et aussi le nombre d'itérations qui lui paraît adéquat pour la réalisation de la simulation de Monte Carlo.

1. Présentation générale de l'application :

L'interface présentée ci-dessous réalisée en utilisant Vba-Excel représente l'outil qui permet à l'utilisateur de calculer la VAR par la simulation de Monte Carlo.

Figure 26: Interface de l'application

L'interface permet tout d'abord à l'utilisateur de choisir la distribution de la sévérité et celle de la fréquence et entrer les paramètres associés à ses distributions. Si une distribution contient un seul paramètre, la zone de texte liée au deuxième paramètre est automatiquement désactivée.

Pour la distribution de la sévérité, on a alimenté le combo box par quatre lois qui sont les plus utilisées pour modéliser la sévérité du risque opérationnel (Log-Normale, Exponentielle, Gamma, Weibull)

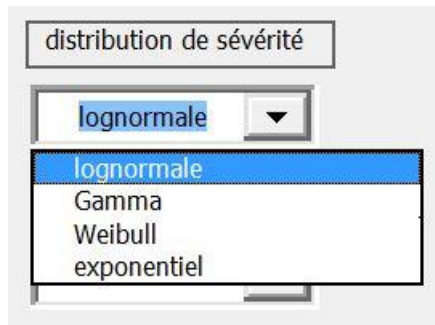


Figure 27: Liste des distributions de sévérité utilisées

Pour la distribution de la fréquence, on a alimenté le combo box par trois lois qui sont les plus utilisées pour modéliser la fréquence des incidents opérationnel (Poisson, Binomiale, Binomiale négative)

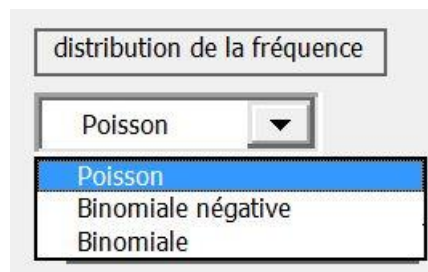


Figure 28: Liste des distributions utilisées pour la fréquence

Après avoir déterminé la distribution de la sévérité et celle de la fréquence, l'utilisateur doit entrer le nombre d'itération adéquat en remplissant la zone de texte qui lui est associée, aussi le niveau de confiance qu'on souhaite en remplissant la zone de texte associée à l'étiquette « Alpha »

Après avoir entré toutes les données nécessaires pour le calcul de la VAR par la méthode de Monte Carlo, on clique sur le bouton « calculer » qui va nous permettre de calculer la VAR et la mettre dans la zone de texte associée à l'étiquette « Value At Risk »

Le bouton « réinitialiser » permet d'initialiser notre formulaire.

2. Réalisation de l'application :

Cette section a pour objectif d'illustrer les différentes étapes suivies pour la réalisation de cette interface Vba-Excel.

La réalisation de cette application s'articule sur deux grands axes : Le premier est la création des fonctions qui va nous permettre la simulation des différentes lois de distribution de la sévérité et celles de la fréquence. Après cela établir une autre fonction qui permet la mise en pratique de la simulation de Monte Carlo et le calcul de la VAR.

a. La simulation des lois de distribution de la sévérité :

Cette partie sera consacrée à la simulation des différentes lois continues qu'on a utilisées dans l'application pour modéliser la sévérité des risques opérationnels.

La loi Log-Normale :

Algorithme :

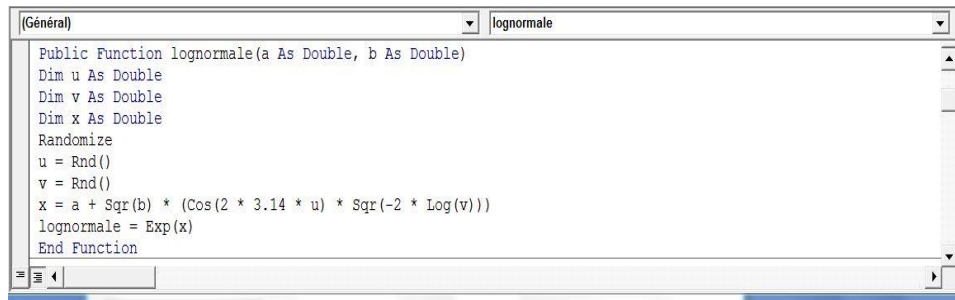
Pour simuler une variable aléatoire qui suit la loi Log-normale de paramètre a et b , on doit d'abord simuler la loi normale de paramètre a et b et cela en utilisant la méthode de Box et Muller. Après on applique sur ces nombres la fonction exponentielle pour trouver les résultats souhaités.

La méthode de Box et Muller se résume comme suit :

- on génère deux nombres aléatoires uniforme et indépendant U_1 et U_2 sur l'intervalle $[0,1]$
- on génère après deux nombres indépendants x et y qui suivent la loi normale d'espérance a et de variance b en appliquant la formule suivante :

$$x = a + \sqrt{b} \times \sqrt{-2\log(U_1)} \times \cos(2\pi U_2)$$

$$y = a + \sqrt{b} \times \sqrt{-2\log(U_1)} \times \sin(2\pi U_2)$$

Code Vba-Excel :


```

(Général) lognormale
Public Function lognormale(a As Double, b As Double)
Dim u As Double
Dim v As Double
Dim x As Double
Randomize
u = Rnd()
v = Rnd()
x = a + Sqr(b) * (Cos(2 * 3.14 * u) * Sqr(-2 * Log(v)))
lognormale = Exp(x)
End Function

```

Figure 29: Simulation de la loi log-normale

La loi Exponentielle :**Algorithme :**

Pour la simulation de la loi exponentielle de paramètre **a** il suffit d'appliquer la méthode de transformation inverse citée ci-dessus.

Pour cela on suit les étapes suivantes :

- on génère un nombre aléatoire uniforme **U₁** sur l'intervalle [0,1].
- on applique la formule ci-dessous déduite à partir de la méthode de transformation inverse

$$\mathbf{x} = \left(-\frac{1}{\mathbf{a}}\right) \times \mathbf{log}(\mathbf{U1})$$

Code Vba-Excel :

```

Public Function exponentiel(a As Double) As Double
Dim u As Double
Randomize
u = Rnd()
exponentiel = (-1 / a) * Log(u)
End Function

```

Figure 30: Simulation de la loi exponentielle

La loi Weibull :**Algorithme :**

Pour la simulation de la loi Weibull de paramètre **a** et **b**, on applique la même méthode que celle utilisé pour la simulation de la loi exponentielle. On génère un nombre aléatoire uniforme **U₁** sur l'intervalle [0,1], puis on applique la formule suivante :

$$\mathbf{x} = \mathbf{b} \times (-\mathbf{log}(\mathbf{U1}))^{\left(-\frac{1}{\mathbf{a}}\right)}$$

Code Vba-Excel :

```
Public Function weibull(a As Double, b As Double) As Double
Dim u As Double
Randomize
u = Rnd()
weibull = b * (-Log(u)) ^ (1 / a)
End Function
```

*Figure 31: Simulation de la loi Weibull***- La loi Gamma :**

Pour la simulation de la loi Gamma, on utilise une fonction prédéfinie sur Vba-Excel. Le code ci-dessous montre la génération de ces nombres en utilisant cette fonction.

```
Option Explicit
Public Function gamma(a As Double, b As Double) As Double
Dim u As Double
Randomize
u = Rnd()
gamma = Application.WorksheetFunction.GammaInv(u, a, b)
End Function
```

*Figure 32: Simulation de la loi Gamma***b. La simulation des lois de distribution de la fréquence :**

Cette partie sera consacrée à la simulation des différentes lois discrètes utilisées dans l'application pour modéliser la fréquence des risques opérationnels.

- La loi Poisson :**Algorithme :**

La génération des nombres aléatoires qui suit la loi de poisson de paramètre **a** est décrite par l'algorithme suivant :

- on pose **p=1** et **x=0** avec **x** est la valeur initiale du nombre aléatoire qu'on souhaite généré.

- on tire un nombre aléatoire uniforme **U** sur l'intervalle [0,1]

- on affecte à **p** une nouvelle valeur **p= p×U**

- Si **p < e^{-a}** la procédure est arrêtée et on retourne **x**

 Sinon **x=x+1** et on reprend à partir de l'étape 2.

Code Vba-Excel :

```

Public Function poisson(a As Double) As Integer
Dim n As Integer
Dim p As Double
Dim u As Double
n = 0
p = 1
While Exp(-a) < p
Randomize
u = Rnd()
p = p * u
n = n + 1
Wend
poisson = n
End Function

```

Figure 33: Simulation de la loi de poisson

- La loi Binomiale :

Algorithme :

La loi binomiale négative est la loi de probabilité du nombre de succès dans la répétition de n fois d'une épreuve de Bernoulli. De ce fait :

- On tire une suite de nombres au hasard dans l'intervalle $[0,1]$.
- On en déduit une suite de 0 ou 1, valeurs d'une variable de Bernoulli de paramètre p , et la fonction de répartition de la variable de Bernoulli.
- On associe pour chaque succès la probabilité p .
- On compte X_i le nombre de succès qu'on obtient en n essais.
- La suite des X_i est un échantillon de loi binomiale de paramètres n et p .

Code Vba-Excel :

```

Public Function binomial(n As Integer, p As Double) As Integer
Dim a As Integer
Dim b As Integer
Dim w As Integer
While b < n
Randomize
w = Rnd()
If w <= p Then
b = b + 1
Else: a = a + 1
End If
Wend
binomial_negative = b
End Function

```

*Figure 34: Simulation de la loi binomiale***- La loi Binomiale négative :****Algorithme :**

Pour simuler des nombres aléatoires qui suivent la loi binomiale négative , on procède comme suit :

- On tire une suite de nombres au hasard dans l'intervalle [0,1].
- On en déduit une suite de 0 ou 1, valeurs d'une variable de Bernoulli de paramètre p, et la fonction de répartition de la variable de Bernoulli.
- On associe pour chaque succès la probabilité p.
- On compte Xi le nombre d'échecs qu'on obtient en n essai.
- La suite des Xi est un échantillon de loi binomiale négative de paramètres n et p

Code Vba-Excel :

```

Public Function binomial_negative(n As Integer, p As Double) As Integer
Dim a As Integer
Dim b As Integer
Dim w As Integer
While b < n
Randomize
w = Rnd()
If w <= p Then
b = b + 1
Else: a = a + 1
End If
Wend
binomial_negative = a
End Function

```

Figure 35: Simulation de la loi binomiale négative

c. La simulation de Monte Carlo :

Après avoir décrit l'algorithme suivi pour la simulation de Monte Carlo précédemment, l'implémentation de cette simulation via Vba-Excel est illustrée dans la figure suivante :

```

For i = 1 To TextBox5.Value           ' textbox5.value désigne le nombre d'itération de la simulation
z = 0
For j = 1 To 12
  n = binomial_negative(TextBox3.Value, TextBox4.Value)
  For k = 1 To n
    r = 0
    sev = lognormale(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
    r = r + sev
  Next k
  z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z ' la colonne A dans la feuille2 contient les pertes annuels
                                                    ' généré par la simulation de Monte Carlo
|
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Valu
' La fonction ci-dessus permet le calcul de la value at risk
' textbox6.value designe la valeur de alpha
End If

```

Figure 36: Simulation de Monte Carlo

Le cas illustré dans la figure est celui d'une sévérité qui suit la loi log-normale et d'une fréquence qui suit la loi binomiale négative. Pour les autres cas on procède avec le même code en changeant les fonctions qui génèrent la sévérité et la fréquence selon les distributions de ces dernières.

Après avoir développé une interface Vba-Excel qui permet la détermination de la VAR par la simulation de Monte Carlo et cela pour les lois usuelles de distribution de la sévérité et de la fréquence, la prochaine étape c'est d'utiliser cette application pour le calcul de la VAR pour les données liées à la fraude externe et les erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus.

3. Le calcul de la Value At Risk :

Cette section sera consacrée à la détermination des exigences de fonds propres pour les risques liés à la fraude externe, et les erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus, en utilisant l'interface Vba-Excel décrit dans les paragraphes précédents.

a. Le calcul des fonds propres :

Après avoir déterminé la distribution qui modélise la sévérité et la fréquence pour les deux types de risque étudiés dans le chapitre précédent. Il nous reste à fixer le

niveau de confiance et le nombre d'itération qui semblent adéquat pour obtenir des résultats pertinents.

Erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus:

D'après les résultats obtenus dans le chapitre précédent, la distribution de sévérité pour ce type suit une loi **Log-normale** de paramètres $\mu=8,38$ $\sigma=1,77$, et celle de la fréquence suit la loi **binomiale négative** de paramètres $n=8$; $p=0,81$.

La figure ci-dessous nous indique la Value At Risk pour ce type de risque, et cela pour un niveau de confiance de **99,9%** comme exigé par la réglementation de Bâle II.

Simulation de Monte Carlo		
distribution de sévérité	paramètre 1	paramètre 2
lognormale	8,38	1,77
distribution de la fréquence	paramètre 1	paramètre 2
Binomiale nég.	8	0,81
Nombre d'itération	1000	calculer
Alpha	0,001	
Value At Risk	851187,33338646	

Figure 37: Le calcul de la VAR pour le type "ELGP"

A partir de l'interface ci-dessus, la value At Risk de ce type de risque pour un niveau de confiance de **99,9%** est égale à **851187\$**.

En conclusion, le capital réglementaire nécessaire pour se prémunir contre le risque des erreurs d'exécution, livraison et gestion des processus est de **851187 \$**.

Fraude externe :

La distribution de sévérité pour la fraude externe suit la loi **Log-normale** de paramètres $\mu=7,08$ $\sigma=1,96$, et celle de la fréquence suit la loi **binomiale négative** de paramètres $n=6$; $p=0,812$.

La figure ci-dessous nous indique la Value At Risk pour la fraude externe, et cela pour un niveau de confiance de **99,9%** comme recommandé par la réglementation de Bâle II.

The screenshot shows a software window titled 'UserForm1' with a main title 'Simulation de Monte Carlo'. It contains several input fields and buttons:

- distribution de sévérité:** lognormale (dropdown)
- distribution de la fréquence:** Binomiale nég: (dropdown)
- paramètre 1 (sévérité):** 7,08
- paramètre 2 (sévérité):** 1,96
- paramètre 1 (fréquence):** 6
- paramètre 2 (fréquence):** 0,812
- Nombre d'itération:** 1000
- Alpha:** 0,001
- Value At Risk:** 287812,948710828
- Buttons:** calculer, réinitialiser

Figure 38: Le calcul de la VAR pour la fraude externe

A partir de l'interface ci-dessus, la valeur At Risk de ce type de risque pour un niveau de confiance de **99,9%** est égale à **287812\$**.

En conclusion, le capitale réglementaire nécessaire pour se couvrir contre les risques liés à la fraude externe est de **287812\$**.

b. Comment avoir de meilleurs résultats

La construction du modèle de calcul de la VaR, laisse penser que l'estimation de la distribution de sévérité du risque opérationnel est assez facile. Cependant, les données sont en réalité souvent entachées de différentes sources de biais, et l'estimation ne peut, par conséquent, être aussi directe. De ce fait, la précision et la justesse des résultats impliquent une modélisation un peu plus complexe. En effet, traiter les données comme si elles étaient sans biais pour des raisons de simplicité, conduit à une estimation de la charge en capital tout à fait imprécise et même inacceptable.

En outre, l'historique des pertes disponibles chez les banques au Maroc est très limité car Bank Al Maghreb n'impose pas de méthode avancée et donc les bases de données externes n'ont souvent pas été un objet de recherche. Ceci constitue donc un problème majeur en matière de quantification du risque opérationnel, puisqu'il rend laborieuse la modélisation précise de la queue de la distribution. Or les exigences de Bâle II, en matière de calcul du capital réglementaire, demandent un degré de précision très élevé. Une telle exigence en termes de précision est assez difficile à atteindre sur la base d'un nombre réduit de pertes. Par conséquent, il semblerait plus intéressant de recourir, en vue de rendre plus robuste notre modèle, à une base de données externes.

Ceci dit, l'utilisation d'une base externe s'avère très utile pour remédier au problème d'insuffisance des données.

Conclusion générale

A cause des pertes préjudiciables subies par certaines banques internationales, le comité de Bâle a accordé un intérêt particulier aux risques opérationnels et cela en intégrant dans ses réglementations un traitement explicite de gestion et de couverture de ces risques. L'accord de Bâle II porte, en effet, un véritable projet stratégique consistant à inciter les banques à mieux gérer leurs risques opérationnels, par l'usage des meilleures pratiques et des meilleures méthodes existantes. Il a ainsi mis à la disposition des banques trois méthodes de mesure : l'Approche Indicateur de Base, l'Approche Standard, et l'Approche des Mesures Avancées.

Dans le cadre des approches avancées, s'inscrit l'approche par la distribution des pertes ou Loss Distribution Approach (**LDA**), qui a fait l'objet de cette présente étude.

Aux termes de ce travail, nous avons étudié statistiquement la base des incidents historiques de la banque **BMCI**, après avoir traité les majeures failles qui existaient au niveau de cette dernière. Nous avons modélisé, par la suite, la distribution de la fréquence et de la sévérité des pertes associés aux types d'événement «Fraude externe » et «Exécution, livraison et gestion des processus ». Nous avons trouvé que ces deux événements bâlois s'ajustent le mieux avec une loi **log normale** en termes de sévérité, et avec une loi **binomiale négative** en termes de fréquence.

De l'autre côté, nous avons donné un aperçu large sur les différentes méthodes de calcul de la VAR, tout en focalisant notre étude sur l'approche de **Monte-Carlo**, qui nous a permis de déterminer les exigences en fonds propres pour se couvrir contre les deux types d'événements qui ont fait l'objet de l'étude. Cependant, nos résultats restent moins robuste à cause du manque des données externes.

Bibliographie

Livres :

- ♣ « le risque opérationnel-implications de l'accord de Bâle pour le secteur financier », Ariane Chapelle, Georges Hubner et Jean Philippe Peters.
- ♣ « la gestion des risques opérationnels » Eric Salomon, ENSAI.
- ♣ « Loss Distribution Approach for operational risk», A. Frachot, P. Georges & T. Roncalliy.Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais, France.

Articles :

- ♣ Dahen,Hela , La Quantification du Risque Opérationnel des Institutions Bancaires , HEC Montréal Université de Montréal.
- ♣ Jezzini, Mohamad, Modélisation du risque opérationnel , Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse,2007.
- ♣ Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, dispositif révisé,2006
- ♣ Basel Committee on Banking Supervision, Range of Practice in Banks' Internal Ratings Systems,2000.
- ♣ Sylvie Rousseau, Rappel sur les intervalles de confiance.
- ♣ Chaoubi,Abdelaziz, Les loi de Probabilité et Intervalles de confiances, INSEA,2012.
- ♣ Millet,Annie, Méthodes de Monté Carlo , Universités Paris 7 et Paris 1, Master
2ème année : Spécialité Modélisation Aléatoire.
- ♣ Maurer,Frantz, Les développements récents de la mesure du risque opérationnel, Université Montesquieu-Bordeaux IV.

♣ **Projets de fin d'études:**

- Aicha EL FARISSI, Hassan AMARDOUL, INSEA, «Modélisation interne du risque de marché et du risque opérationnel dans le cadre de la réglementation Bâle II », (2007).
- Attioui Mohamed, «Risque opérationnel par l'approche avancée », (2011)
- Mounsef JOUAHRI, Kenza SRAIDI,INSEA, «Modélisation et quantification du risque opérationnel dans le cadre de l'approche avancée AMA à l'aide de la méthode LDA, et calcul du capital en risque,(2010).

♣ **Notes de cours :**

CHATER Mohammed, « monnaie et banque », notes de cours de 3^{ème} année.

Annexes

Code du logiciel R :

```
CODE R  
#connaître l'environnement de travail  
getwd()  
#définir l'environnement de travail  
#appeler le fichier exel.csv tab <-  
read.csv2("AFC.csv",sep=";",header=FALSE)  
#Faire appel à la librairie FactoMineR  
library(FactoMineR)  
#on nomme la première colonne et la deuxième colonne  
tab[,1]->Processus parent  
tab[,2]->Type d'événement  
#on fait un tableau croisé des deux variables  
table(tab[,1], tab[,2])->contin  
#tableau des valeurs propres et Scree plot  
print(contin$eig)  
#le graphique des axes factoriels  
resu<-CA(contin)  
#on retrouve le tableau des valeurs propres ainsi que le tableau des  
dimensions  
summary(resu)  
#graphe des valeurs propres et méthode du coude  
plot(contin$eig[,1],type="b",main="Scree plot")  
#pour que les incidents apparaissent avec une taille plus petite et donc  
serons plus distingués  
plot.CA(resu,shadow=TRUE,cex=0.8)
```

code Vba-Excel complet de l'interface :

```

UserForm Initialize
Option Explicit
Option Base 1
Private Sub ComboBox1_Change()
If ComboBox1.Value = "lognormale" Or ComboBox1.Value = "Gamma" Or ComboBox1.Value = "Weibull" Then
  TextBox2.Enabled = True
  TextBox1.Enabled = True
Else
If ComboBox1.Value = "exponentiel" Then
  TextBox2.Enabled = False
  TextBox1.Enabled = True
End If
End If
End Sub

Private Sub ComboBox1_Exit(ByVal Cancel As MSForms.ReturnBoolean)
If ComboBox1.Value = "" Then
  Cancel = True
End If
End Sub

UserForm Initialize
Private Sub ComboBox2_Change()
If ComboBox2.Value = "Binomiale négative" Or ComboBox2.Value = "Binomiale" Then
  TextBox4.Enabled = True
  TextBox3.Enabled = True
Else
If ComboBox2.Value = "Poisson" Then
  TextBox4.Enabled = False
  TextBox3.Enabled = True
End If
End If
End Sub

Private Sub ComboBox2_Exit(ByVal Cancel As MSForms.ReturnBoolean)
If ComboBox2.Value = "" And ComboBox1.Value <> "" Then
  Cancel = True
End If
End Sub

UserForm Initialize
Private Sub CommandButton1_Click()
Dim r As Double
Dim n As Integer
Dim sev As Double
Dim z As Double
Dim i As Integer
Dim j As Integer
Dim k As Integer

If TextBox1.Value = "" Or TextBox3.Value = "" Or (TextBox2.Value = "" And TextBox2.Enabled = True) Or (TextBox4.
MsgBox " il existe des valeurs manquantes"
End If

' cas 1: log-normale et poisson

If ComboBox1.Value = "lognormale" And ComboBox2.Value = "Poisson" Then
  For i = 1 To TextBox5.Value
    z = 0
    For j = 1 To 12
      n = poisson(TextBox3.Value)
      For k = 1 To n
        r = 0
        sev = lognormale(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
        r = r + sev
      Next k
      z = z + r
    Next j
    Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
  
```

```

UserForm Initialize
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

' cas 2 log-normale et binomiale négative

If ComboBox1.Value = "lognormale" And ComboBox2.Value = "Binomiale négative" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
n = binomial_negative(TextBox3.Value, TextBox4.Value)
For k = 1 To n
r = 0
sev = lognormale(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
r = r + sev
Next k
z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

' cas 3 log-normale et binomiale

If ComboBox1.Value = "lognormale" And ComboBox2.Value = "Binomiale" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
n = binomial(TextBox3.Value, TextBox4.Value)
For k = 1 To n
r = 0
sev = lognormale(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
r = r + sev
Next k
z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

'cas 4 Weibull et Poisson

If ComboBox1.Value = "Weibull" And ComboBox2.Value = "Poisson" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
n = poisson(TextBox3.Value)
For k = 1 To n
r = 0
sev = weibull(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
r = r + sev
Next k
z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

'cas 5 Weibull et Binomiale négative

If ComboBox1.Value = "Weibull" And ComboBox2.Value = "Binomiale négative" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
n = binomial_negative(TextBox3.Value)
For k = 1 To n
r = 0
sev = weibull(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
r = r + sev
Next k
z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

'cas 6 weibull et binomiale

If ComboBox1.Value = "Weibull" And ComboBox2.Value = "Binomiale" Then
For i = 1 To TextBox5.Value

```

```

UserForm Initialize
z = 0
For j = 1 To 12
  n = binomial(TextBox3.Value)
  For k = 1 To n
    r = 0
    sev = weibull(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
    r = r + sev
  Next k
  z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

'cas 7 gamma et poisson
If ComboBox1.Value = "Gamma" And ComboBox2.Value = "Poisson" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
  n = poisson(TextBox3.Value)
  For k = 1 To n
    r = 0
    sev = gamma(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
    r = r + sev
  Next k
  z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

'cas 8 gamma et binomiale négative
If ComboBox1.Value = "Gamma" And ComboBox2.Value = "Binomiale négative" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
  n = binomial_negative(TextBox3.Value)
  For k = 1 To n
    r = 0
    sev = gamma(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
    r = r + sev
  Next k
  z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If

'cas 9 gamma et binomiale
If ComboBox1.Value = "Gamma" And ComboBox2.Value = "Binomiale" Then
For i = 1 To TextBox5.Value
z = 0
For j = 1 To 12
  n = binomial(TextBox3.Value)
  For k = 1 To n
    r = 0
    sev = gamma(TextBox1.Value, TextBox2.Value)
    r = r + sev
  Next k
  z = z + r
Next j
Worksheets("Feuil2").Range("A" & i + 1).Value = z
Next i
TextBox7.Value = Application.WorksheetFunction.Percentile(Range("A1:A" & TextBox5.Value), 1 - TextBox6.Value)
End If
End Sub

```

```

UserForm Initialize
Private Sub CommandButton2_Click()
    TextBox1.Value = ""
    TextBox2.Value = ""
    TextBox3.Value = ""
    TextBox4.Value = ""
    TextBox5.Value = ""
    TextBox6.Value = ""
    TextBox7.Value = ""
    ComboBox1.Value = ""
    ComboBox2.Value = ""
    TextBox2.Enabled = False
    TextBox1.Enabled = False
    TextBox3.Enabled = False
    TextBox4.Enabled = False
    Worksheets("Feuil2").Columns("A").Clear
End Sub

Private Sub TextBox1_AfterUpdate()
    If IsNumeric(TextBox1.Value) = False Then
        TextBox1.Value = ""
        MsgBox "entrez un réel"
    End If
End Sub

TextBox2 AfterUpdate
Private Sub TextBox1_AfterUpdate()
    If IsNumeric(TextBox1.Value) = False Then
        TextBox1.Value = ""
        MsgBox "entrez un réel"
    End If
End Sub

Private Sub TextBox2_AfterUpdate()
    If IsNumeric(TextBox2.Value) = False Then
        TextBox2.Value = ""
        MsgBox "entrez un réel"
    End If
End Sub

TextBox3 AfterUpdate
Private Sub TextBox3_AfterUpdate()
    If ComboBox2.Value = "Poisson" Then
        If IsNumeric(TextBox3.Value) = False Then
            TextBox3.Value = ""
            MsgBox "entrez un réel"
        End If
    Else
        If ComboBox2.Value = "Binomiale négative" Or ComboBox2.Value = "Binomiale" Then
            If IsNumeric(TextBox3.Value) = False Then
                TextBox3.Value = ""
                MsgBox "vous avez entré une chaine de caractere"
            Else
                If TextBox3.Value <> CInt(TextBox3.Value) Then
                    TextBox3.Value = ""
                    MsgBox "entrez un entier"
                End If
            End If
        End If
    End If
End Sub

```

```
TextBox6
AfterUpdate

Private Sub TextBox6_AfterUpdate()
If IsNumeric(TextBox6.Value) = False Then
TextBox6.Value = ""
MsgBox "entrez un réel"
Else
If TextBox6.Value > 1 Then
TextBox6.Value = ""
MsgBox "entrez une valeur inferieur à 1"
End If
End If
End Sub

Private Sub UserForm_Initialize()
ComboBox1.AddItem "lognormale"
ComboBox1.AddItem "Gamma"
ComboBox1.AddItem "Weibull"
ComboBox1.AddItem "exponentiel"
ComboBox2.AddItem "Poisson"
ComboBox2.AddItem "Binomiale négative"
ComboBox2.AddItem "Binomiale"
ComboBox1.SetFocus
TextBox1.Enabled = False
TextBox2.Enabled = False
TextBox3.Enabled = False
TextBox4.Enabled = False

End Sub
```