



Modélisation du risque opérationnel – Approche Bâle avancée

Université Laval

Conférence LABIFUL

Département de Finance et Assurance

1 Mars, 2013.

Ridha Mahfoudhi, Ph.D.
Senior Manager
Quantitative Analytics, TD Bank



Préambule

- Le risque opérationnel? Le risque de perte encourue lors de l'exécution des opérations.
- L'environnement d'affaires et les contrôles internes sont deux facteurs importants qui aggravent ou mitigent l'exposition.
- Les institutions bancaires selon les accords de Bâle sont tenues de maintenir une tranche de capital pour couvrir le risque opérationnel non anticipé (valeur à risque, VaR).
- Pour se qualifier au régime de 'l'approche de mesure avancée' (AMA), les banques doivent développer un système statistique avancé pour capturer et mesurer le risque opérationnel.
- Le risque opérationnel souvent dépasse le risque de marché en termes de capital à détenir, surtout dans le cas des banques commerciales.

Contexte réglementaire

- La qualification à la AMA requière un investissement considérable en termes de budget, de temps, et de ressources.
- Les motivations :
 - **économie de capital** par rapport au régime de mesure standard,
 - un meilleur **contrôle de l'exposition** via un modèle de capital dynamique (sensibilité aux contrôles, incitatif de réduction de l'exposition),
 - répondre aux **attentes des régulateurs** (les qualifications pour autres types de risque sont implicitement difficiles à obtenir en cas de soumission partielle qui n'inclut pas tous les types de risque).
- Aucune banque canadienne n'a obtenu pour le moment l'approbation finale. Aux USA, la situation est similaire. Les banques anticipent une période de test (*parallel run*) de quelques années avant d'avoir l'approbation. En Europe, quelques banques ont été approuvées.
- Les banques canadiennes qui opèrent dans plusieurs juridictions, (TD, RBC), sont exposées à plusieurs agences de réglementation (OSFI au Canada et OCC-Fed aux USA), ce qui aggrave la complexité du processus.
- Les attentes des régulateurs peuvent être flous et des fois non réalistes.

Anatomie des pertes

- Les pertes sont classées selon deux dimensions: **Ligne d'affaire** et **Type d'évènement**.

Ligne d'affaire	Exposition
Retail	Faible - Modérée
Commercial	Élevée
Corp. Fin, Asset Mgt, Trading	Modérée - Élevée
Brokerage	Faible
Corporate office	Faible

La **mesure de risque doit être ciblée selon la ligne d'affaire** (quelques assemblages entre lignes similaires sont envisageables) pour des raisons d'équité d'allocation de capital et afin de **mieux gérer l'incitatif de réduction d'exposition** (par les contrôles internes).

Par exemple, mixer le *Retail* avec le *Commercial* n'est pas une pratique à adopter.

Anatomie des pertes (p. 2)

- Les pertes sont classées selon deux dimensions: **Ligne d'affaire** et **Type d'évènement**.

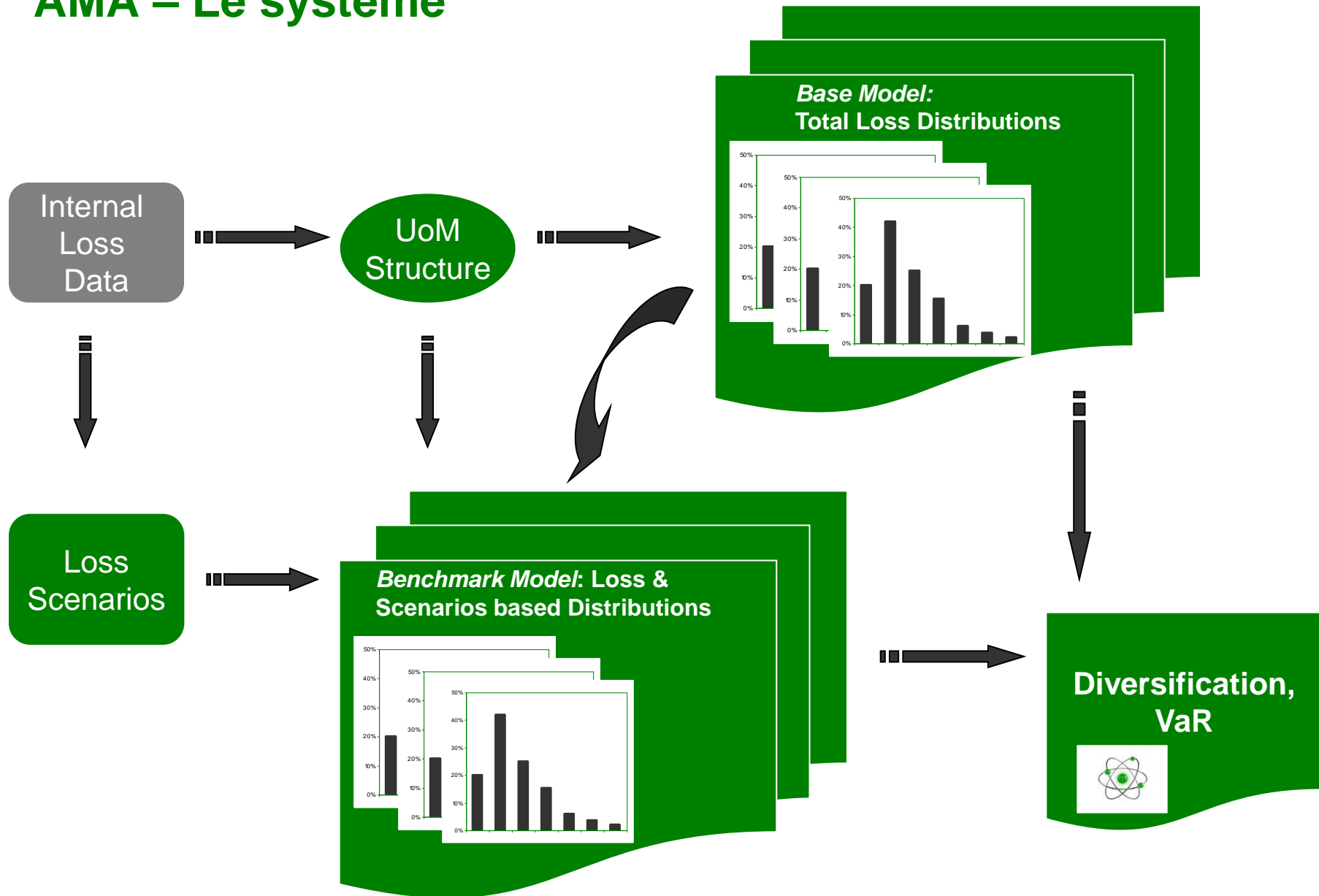
Exemples:

- Poursuites légales (*Subprime*),
- Fraudes interne: *Rogue trader* (Soc. Générale),
- Erreurs d'exécution,
- Fraude externe (*Ponzi scheme*, cas *Rothstein* en Floride vs. TD),
- ...

Type de perte	Magnitude
Exécution (EDPM)	Modérée - Élevée
Litiges (CPBP)	Élevée
Fraudes (internes & externes)	Modérée - Élevée
Défaillances, Accidents (BDSF, EPWS)	Faible
Dommmages aux actifs physiques (DPA)	Faible

Les pertes se chiffrent entre quelques dollars et quelques milliards de dollars!!

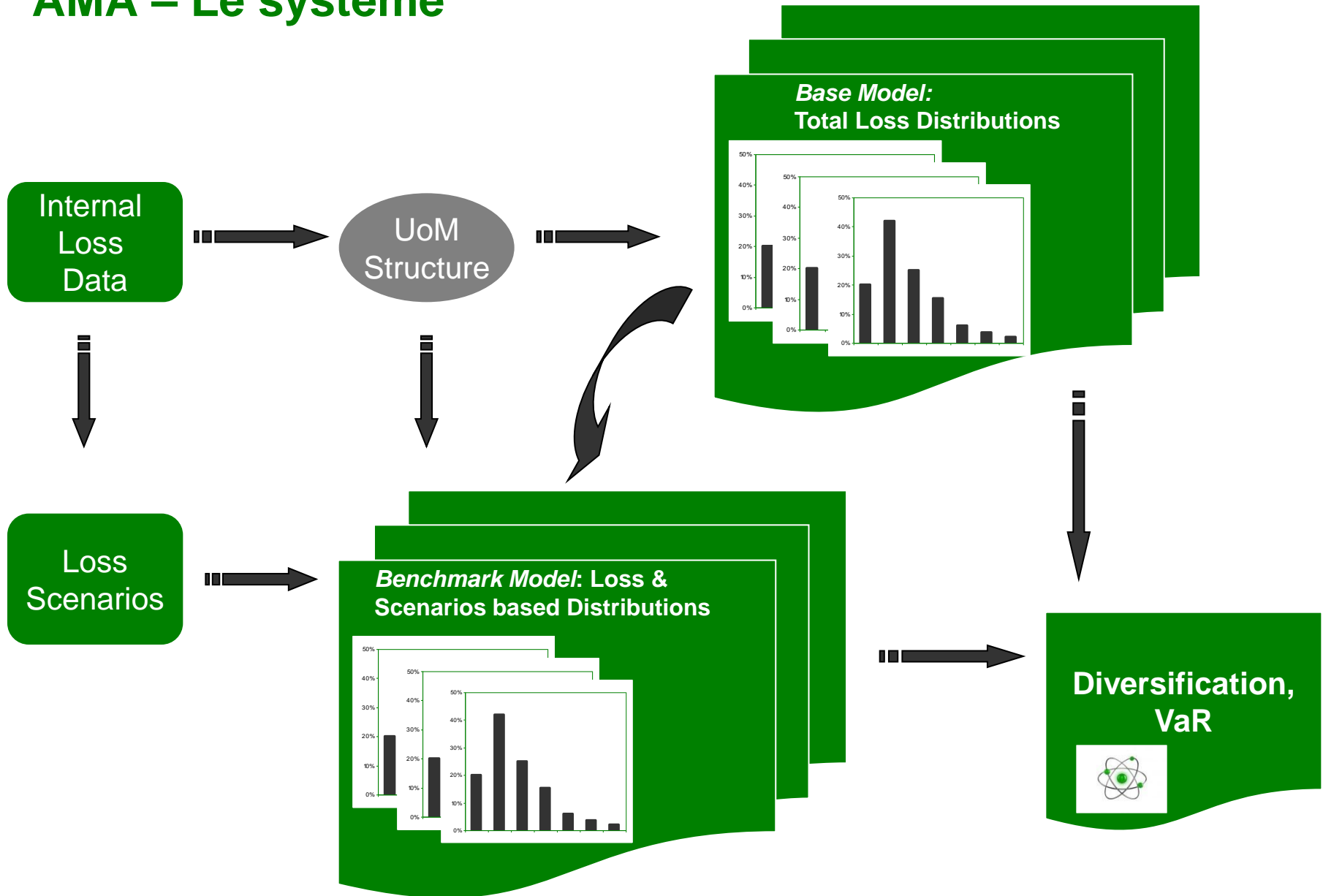
AMA – Le système



Collecte de données

- Comparaison:
 - **Risque de marché** : cotations du marché!
 - **Risque de crédit** : Les prêts sont encadrés par le système comptable. Les pertes sont systématiquement captés.
 - **Risque opérationnel** : La **collecte des pertes est spontanée** : le système comptable absorbe les pertes opérationnelles en termes de dollars, mais ne garantit par leur classification systématique. Souvent **un seul événement de perte fait l'objet de plusieurs dizaines de transactions comptables** dispersées dans différents comptes vagues.
- La collecte des pertes opérationnelles est l'objet d'une **collecte tronquée** : Les pertes sont enregistrées si leur magnitude dépasse un seuil (**Collection Threshold**) souvent défini à 10K\$.
- Les données sont réputées d'être **incomplets** (biais de sous-collection des petites pertes) et **leur précision est biaisée** par leur magnitude (plus de précision au sujet des pertes élevées).
- La **classification des pertes** dans les différentes catégories de 'types d'événement' est sujet à des interprétations, la marge d'erreur est non nulle.

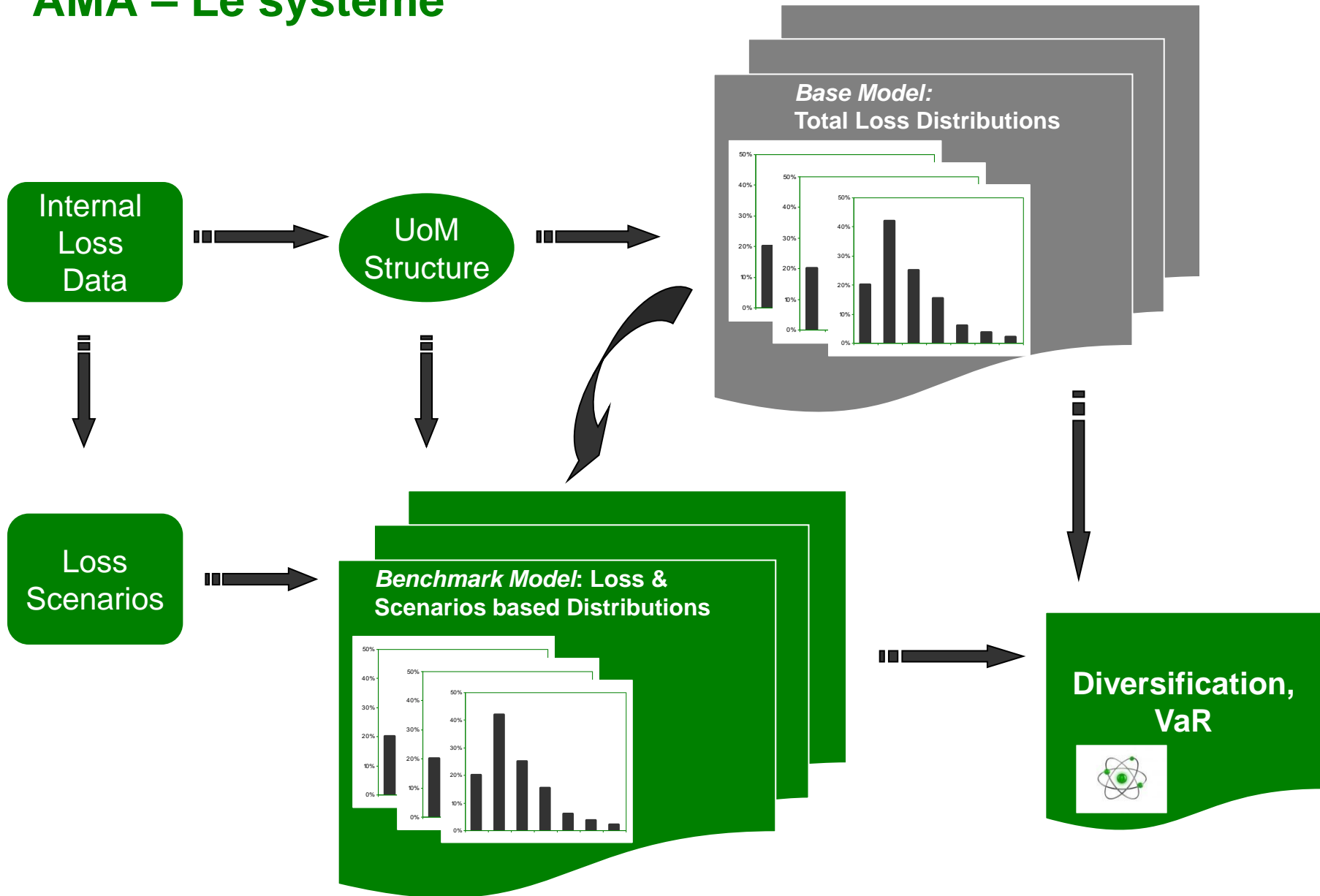
AMA – Le système



Les unités de mesure (UdM)

- Les données historiques sont par défaut regroupées dans des catégories ligne d'affaire/type d'événement (BL/ET). Cependant, la taille des échantillons pourrait être très faible dans certaines catégories.
⇒ Il faut donc **regrouper des catégories BL/ET 'similaires'** dans des **Unités de mesure (UdM)** plus larges.
- Les données regroupées dans une seule UdM doivent être **homogènes** afin de garantir que les pertes assemblées partageraient le même profil probabiliste.
- Les **tests non paramétriques, Kolmogorov–Smirnov (KS) et Anderson-Darling (AD)** sont utilisés pour évaluer cette homogénéité.
- Une composante **'jugement expert'** est également employée.
- Généralement, une banque dispose de **10 à 30 UdMs**, dépendamment de l'abondance des données.

AMA – Le système



LDA (Loss Distribution Approach)

- Le capital est défini comme la **VaR au seuil de 99,90% des pertes annuelles**.
- Selon la LDA (approche actuarielle), il faut calibrer les pertes à une **distribution composée** et déduire la VaR par la suite.
- Distribution composée? La **distribution des pertes agrégées annuelles**.
Il faut donc construire cette distribution à partir de deux distributions :
 - **Distribution de la fréquence** des événements des pertes : distributions discrètes (Poisson, Neg. Binomial),
 - **Distribution de la sévérité/magnitude** des pertes : distributions continues positives.Exemples: LN, Gene. Pareto, Weibull, Burr, LogLogistic, LogGamma, Gene. Beta, Wald/Inv.Gauss, ..., Mixtures).

$$Agg.Loss(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} L_{i,t}$$

LDA/ Modèle de base/ Fréquence

- La **distribution de fréquence** des événements de pertes est la composante de la LDA la plus facile à définir.
- Pour chaque UdM, les séries temporelles des fréquences trimestrielles/mensuelles sont calibrées à :
 - **Distribution Poisson**
 - **Distribution Negative Binomial**

$$Agg.Loss(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} L_{i,t}$$

$N(t)$: Events count ~ Poisson/Neg. Binomial

LDA/ Modèle de base/ Fréquence

- La distribution NB implique une plus grande variance et elle est un modèle plus général qui englobe la distribution Poisson.

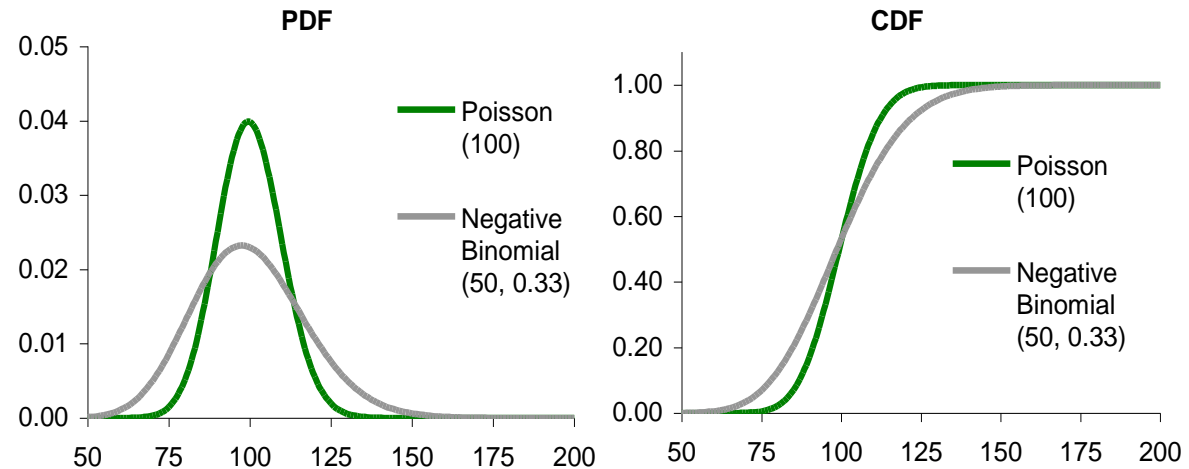
⇒ Le *test Likelihood Ratio* est utilisé pour sélectionner le modèle le plus parcimonieux.

Poisson

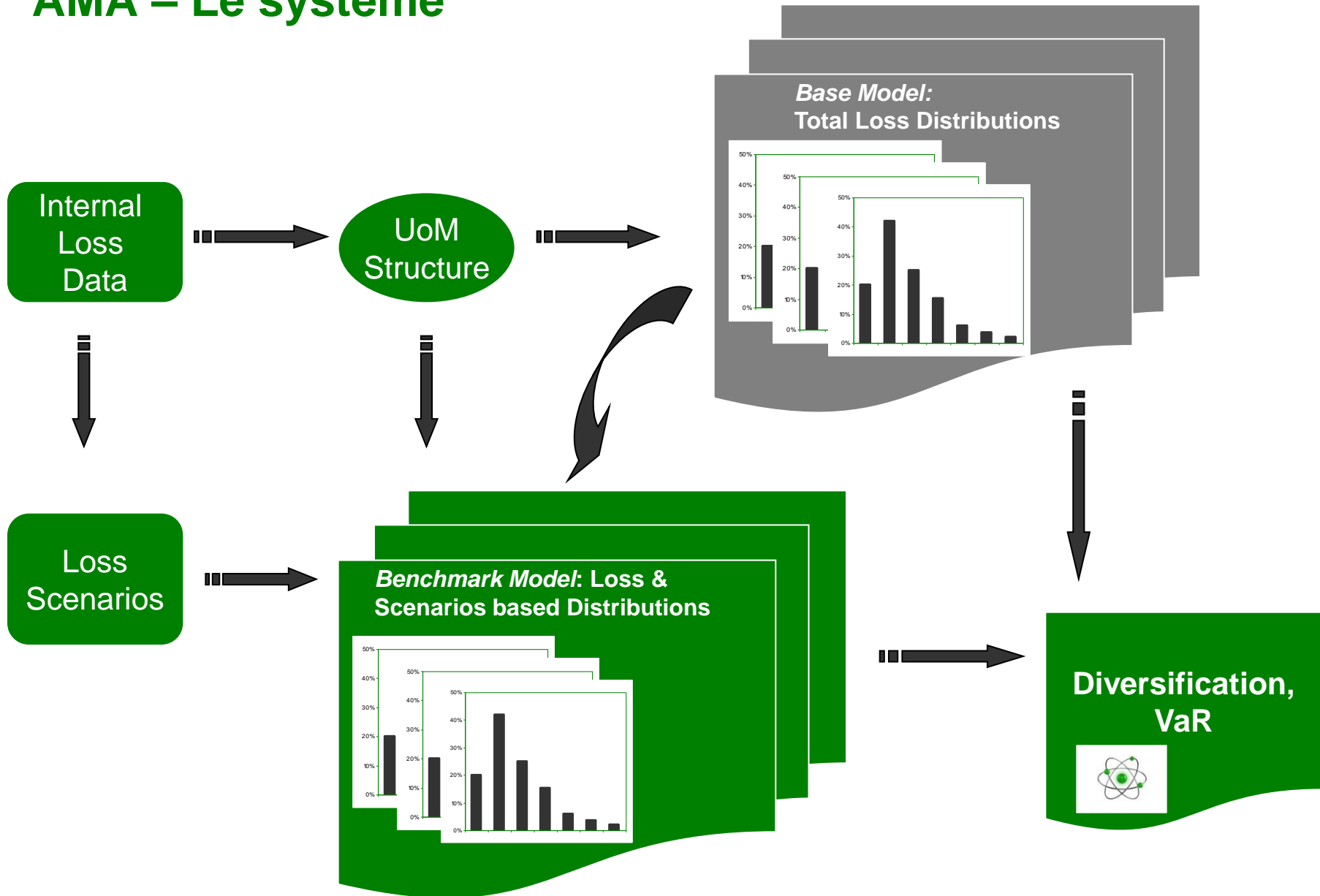
Lambda	10	100
--------	----	-----

Negative Binomial

R	10	50
P	0.50	0.33
Mean	10	100
Variance	20	300



AMA – Le système



LDA/ Modèle de base/ Sévérité

- Définir la bonne distribution de sévérité des pertes représente la composante majeur et la plus délicate de l'exercice.
- Le défi statistique est de taille :
 - La distribution doit bien capter les données empiriques (*Goodness-of-fit*),
 - La distribution doit générer une VaR au seuil de 99,90% stable (stable à l'évolution des données) et 'raisonnablement' adaptée à l'exposition telle que 'perçue',
 - Le tout avec un échantillon tronqué d'une taille limitée (quelques centaines dans le meilleurs des UdMs) et souvent incomplet, contenant des pertes extrêmes!!

LDA/ Modèle de base/ Sévérité (p. 2)

Approches de calibration (par UdM) :

- **Modèle EVT (*Body & Tail*)** : Le 'tail' de la distribution est modélisé par une distribution Gene. Pareto (Pickands-Balkema-deHaan *theorem*), tandis que le 'corps' est modélisé par une distribution simple comme la LN.

⇒ Très utilisé aux débuts de la discipline, moins populaire présentement.

- **Modèle de distribution tronquée** : Tout l'échantillon est calibré à une unique distribution, en utilisant la forme tronquée de celle-ci pour reconnaître la nature tronquée de l'échantillon.

⇒ Très rigoureux comme modèle.

⇒ Le plus favorisé par les régulateurs.

⇒ Pour garantir que l'exercice aboutit à un résultat satisfaisant, plusieurs distributions doivent être testées.

⇒ Peut être un modèle très instable face à l'augmentation naturelle des données au fil du temps. Donc une grande volatilité de la VaR!

LDA/ Modèle de base/ Sévérité (p. 3)

- Modèle de distribution tronquée – **Techniques de calibration** :
 - **Max Likelihood (MLE)** : La technique la plus classique et la plus reconnue.
 - **Max Spacing** : Maximiser l'uniformité des percentiles. Possède les mêmes propriétés statistiques que le MLE et génère des résultats très similaires au MLE.
 - **Robust MLE** (Hampel et al. (1986), Huber (2004)) : Éliminer les pertes extrêmes de l'échantillon. Génère des modèles plus stables et de meilleur fit. Cependant, prédit en général une VaR plus faible (quoique très réaliste) que le MLE. Non accepté par les régulateurs.
 - **Optimal-Bias-Robust-Estimator** (Opdyke and Cavallo (2012)) : L'estimateur solutionne un système d'équations définies par la matrice d'information de Fisher. Très complexe à implémenter, et la convergence est rare. La solution dépend aussi d'un paramètre de biais arbitrairement exogène!
- **Problème de solution optimale** : Dans certains cas d'UdM, la surface du *LogLikelihood* est plate ou présente des *spikes* dans les bornes, ce qui pose des problèmes de solution arbitraire ou instable.

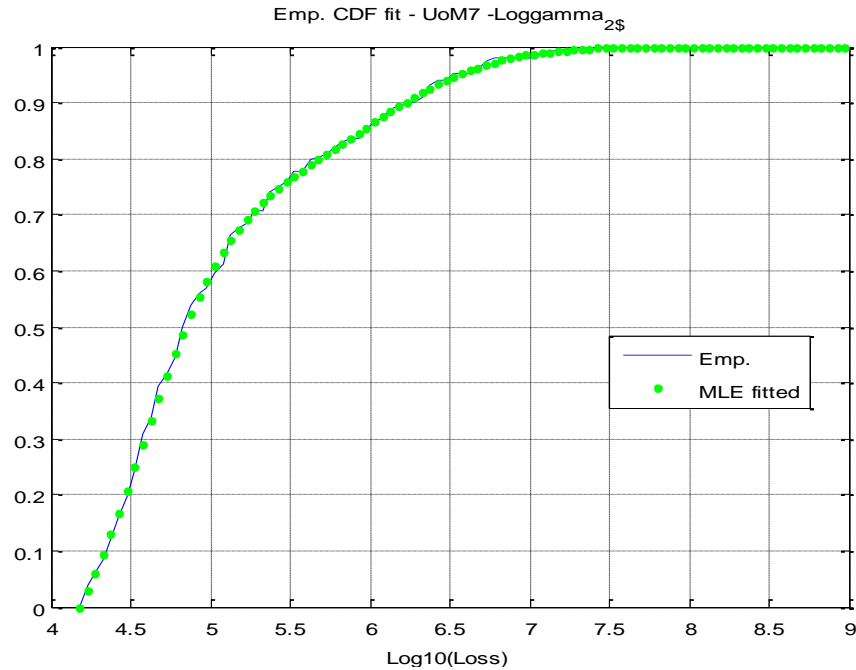
LDA/ Modèle de base/ Sévérité (p. 4)

- **Goodness-of-fit** : Les différentes distributions sont jugées par leur qualité de fit aux données. Les tests de GoF utilisés sont **KS, AD et AD up-tail**. Une *p-value* supérieure à 10% est la norme.
- **Vraisemblance de la VaR** : La distribution retenue doit aussi prédire une VaR raisonnable (une VaR infinie ou presque est un résultat qui apparaît dans 30-50% des cas). La **qualité du 'fit' ne garantie pas systématiquement la vraisemblance de la VaR**. Le ratio de la VaR par rapport à la pire perte annuelle empirique est un outil de mesure.
- **Incertitude du modèle** : La **distribution *Bootstrap*** des paramètres et de la VaR prédite par le modèle permet de mesurer l'incertitude inhérente (*std-error*) du modèle. Un modèle avec grande dispersion est un modèle instable.

LDA/ Modèle de base/ Sévérité (p. 5)

Exemple de calibration

Distribution	Max Likelihood				Max Spacing			
	GoF Test's p-values		VaR		GoF Test's p-values		VaR	
	KS	AD	VaR Ratio	VaR Amount	KS	AD	VaR Ratio	VaR Amount
Lognormal	46%	9%	1.8	\$44,267,253	44%	7%	2.0	\$50,046,085
Loggamma	18%	6%	1.7	\$41,763,374	22%	6%	22.3	\$544,185,133
Loglogistic	98%	55%	2.1	\$51,635,466	90%	71%	19.3	\$470,825,190
Gene. Pareto	91%	22%	0.3	\$7,950,313	1%	0%	0.0	\$31,090
Weibull	33%	4%	1.2	\$30,404,528	2%	0%	0.1	\$3,135,105
Lomax	29%	6%	2.4	\$59,343,669	88%	11%	3.5	\$85,231,717
Inv. Gaussian (Wald)	4%	0%	0.6	\$15,288,813	2%	0%	0.8	\$19,049,373
Burr	96%	74%	10.5	\$260,365,899	98%	76%	11.2	\$285,566,741
g	19%	9%	1.9	\$46,441,980	26%	13%	2.0	\$48,208,882
Power LN	2%	0%	0.9	\$21,254,697	1%	0%	1.1	\$25,856,159
Gene. Ext. Value (Frechet)	34%	49%	3.1	\$74,617,447	55%	40%	3.4	\$81,943,881
Full Tail Gamma	2%	6%	0.3	\$6,917,827	6%	3%	Inf	Inf
Gene. Beta 2	0%	0%	Inf	Inf	0%	0%	Inf	Inf
Lognormal_x2_Mixture	92%	69%	4.2	\$102,136,126	94%	78%	10.3	\$251,732,900
Loggamma_x2_Mixture	63%	52%	33.4	\$815,933,239	88%	2%	408.9	\$10,000,000,000
Loglogistic_x2_Mixture	41%	32%	56.1	\$1,372,007,323	93%	78%	22.0	\$537,018,593
Lognormal_Pareto_Mixture	12%	0%	408.9	\$10,000,000,000	1%	0%	Inf	Inf
Weibull_Pareto_Mixture	3%	8%	Inf	Inf	2%	4%	Inf	Inf



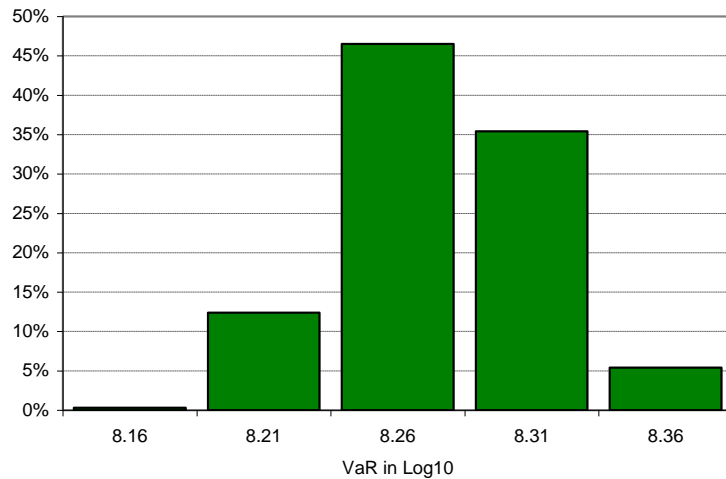
GoF Test	p-value
KS	71%
AD	83%
AD up-tail	93%

Parameters	
α	116.9002
β_1	0.0907
β_2	0.1197
w	0.7755

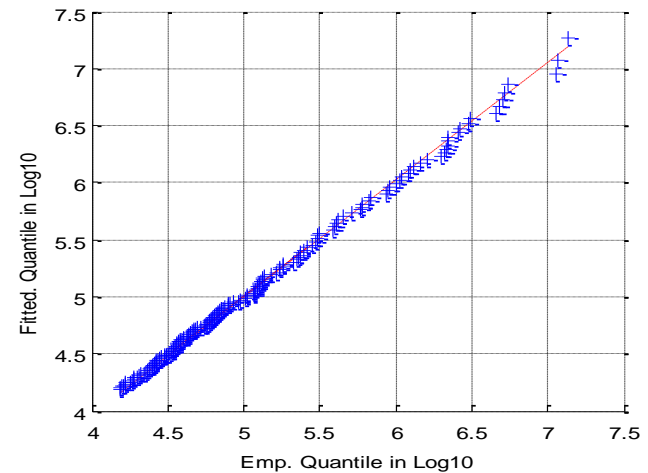
Others Indicators	
Poisson Frequency	23
Log-Likelihood	2,507
AIC	5,022

VaR	
VaR Amount	\$187,679,299
VaR Ratio	6.30

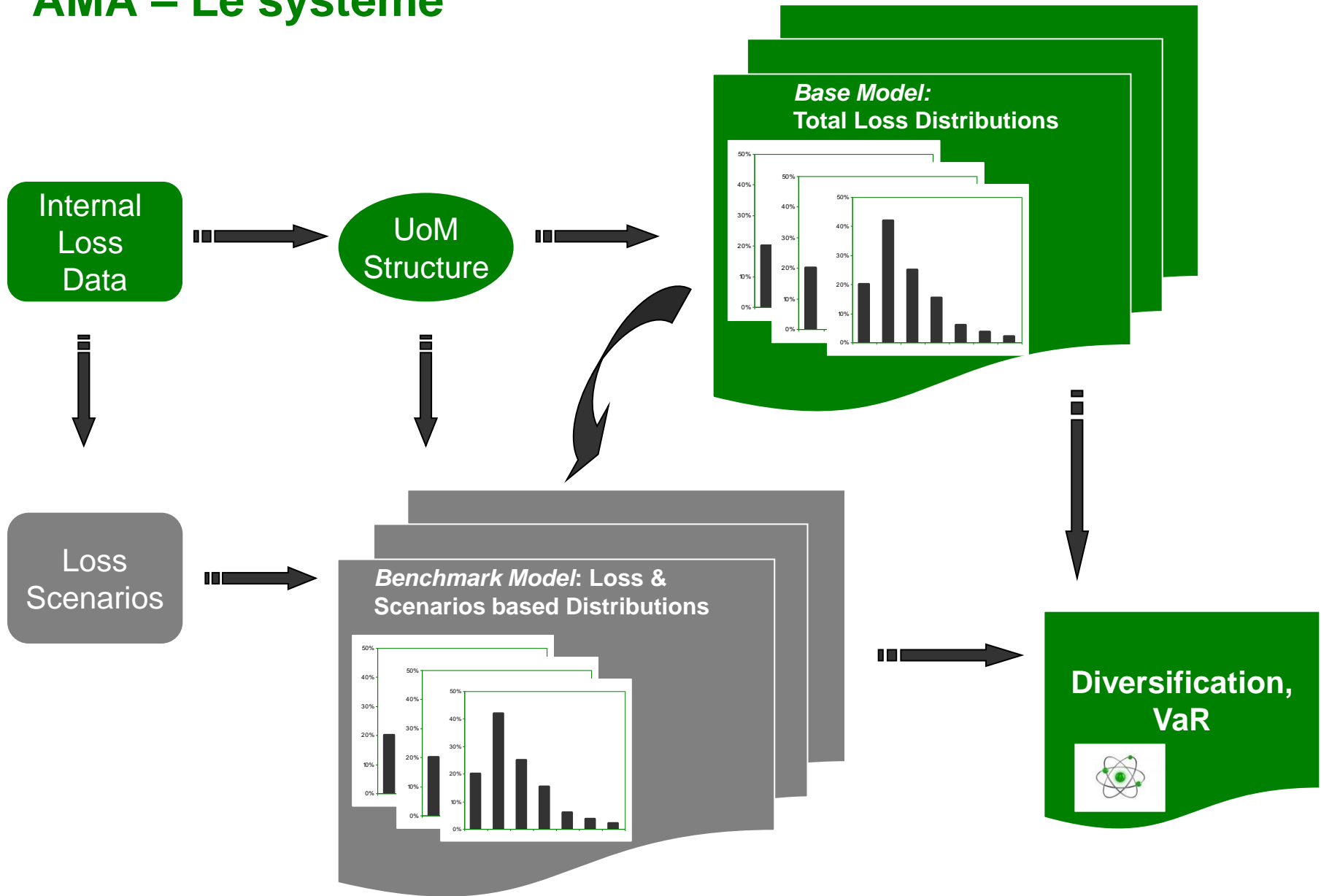
Bootstrap Distribution of VaR



QQ Plot - UoM7-Loggamma_2s



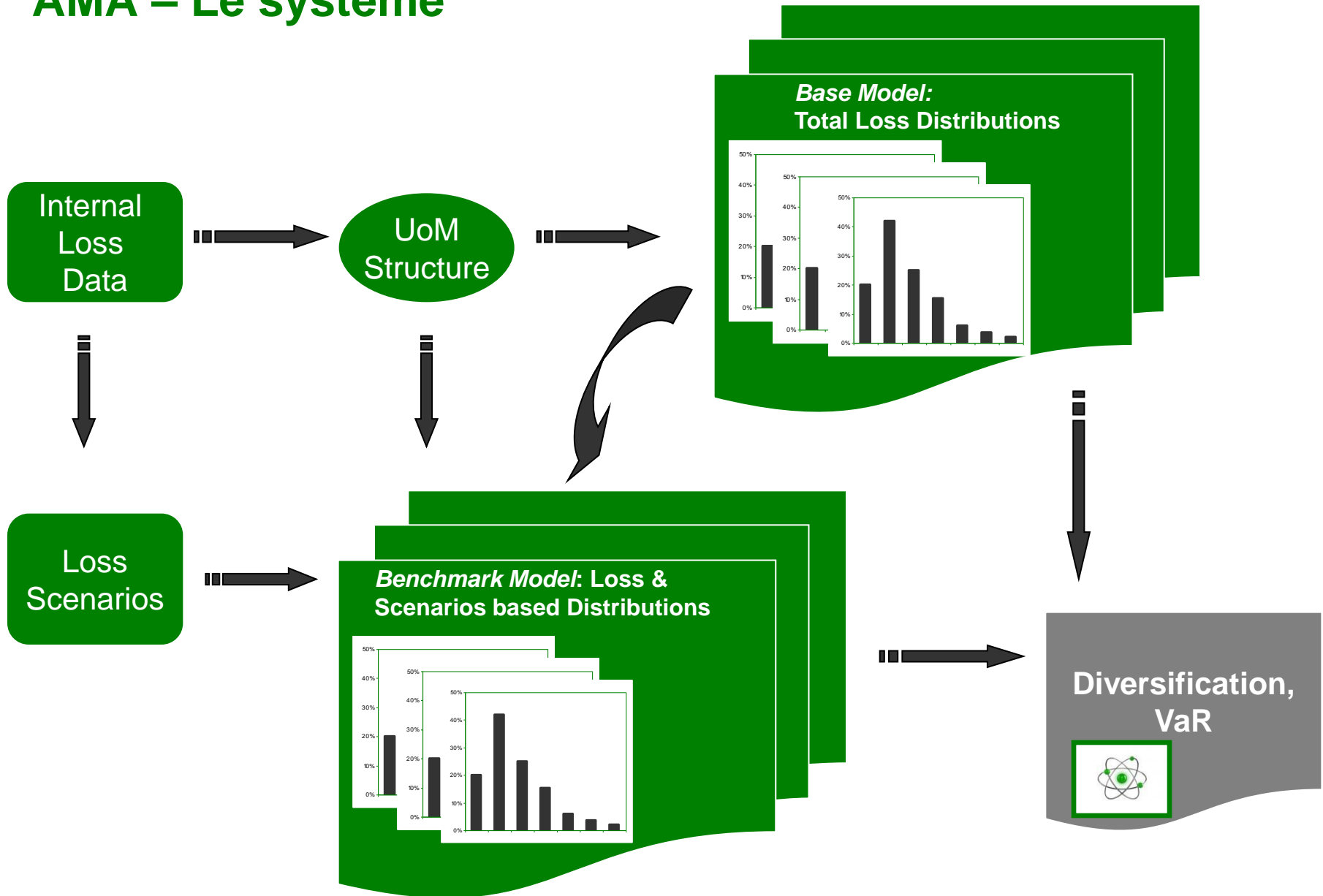
AMA – Le système



LDA/ Modèle benchmark

- **Modèle benchmark** : Étant donné que les données historiques de pertes sont limitées, un modèle benchmark est estimé en mixant ces données avec des scénarios hypothétiques de pertes (Dutta & Babbel (2010), Ergashev (2010)).
- **Scénarios hypothétiques** : Ces scénarios sont formulés par un comité d'experts (*subject matter experts*) en s'informant des pertes rendues publiques des pairs. La fréquence et la sévérité de la perte hypothétique constituent le scénario. Chaque Udm fait l'objet d'environ 3-10 scénarios.
- **VaR finale** : La VaR du modèle de base est comparée à celle du modèle benchmark. Souvent, le capital final est défini entre les deux VaRs.

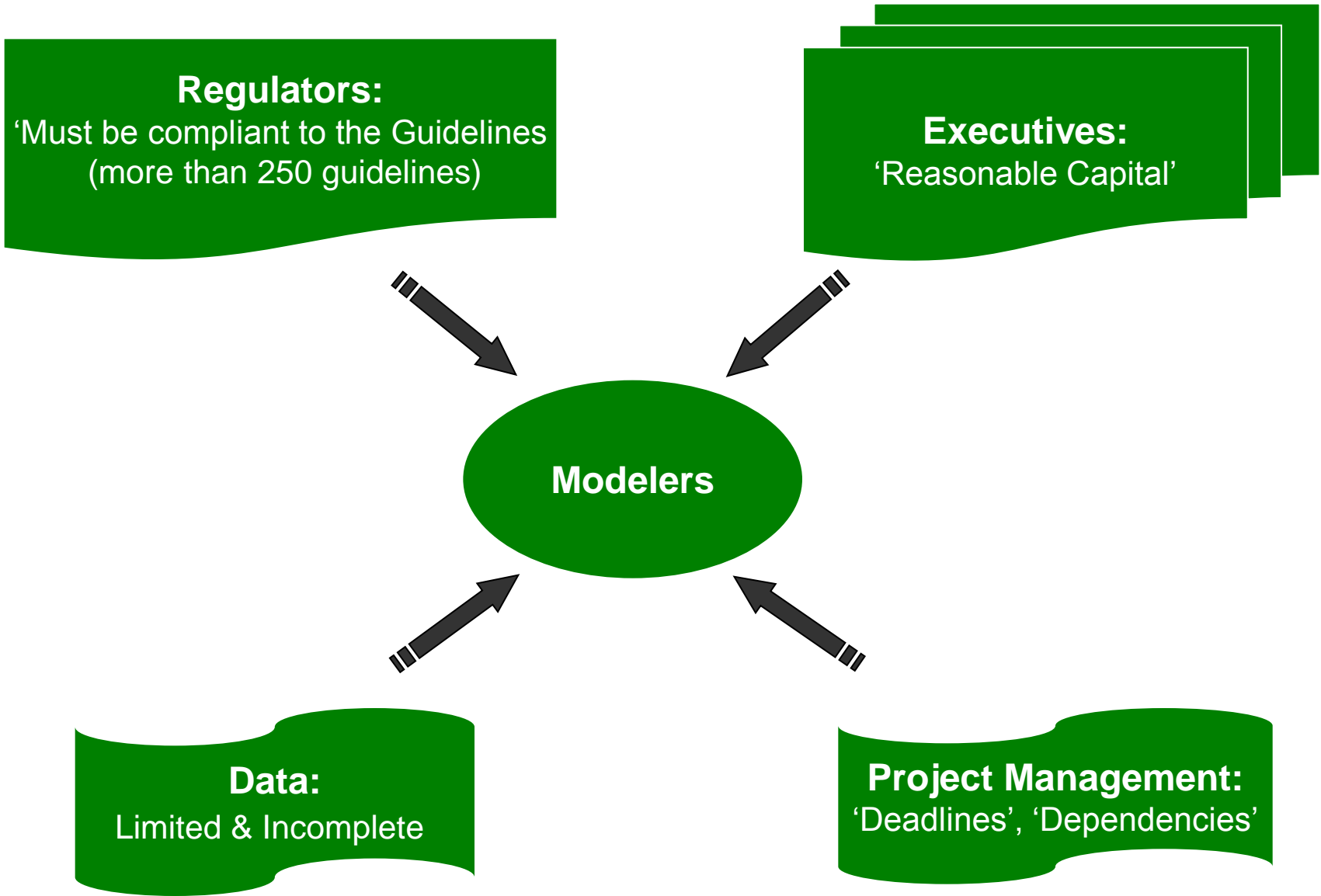
AMA – Le système



LDA/ VaR totale & Diversification

- Un **effet de diversification** entre les pertes encourues entre **différentes UdM** peut être capturé dans la VaR.
- Le modèle de diversification est défini par une '**Student-t Copula**' calibrée aux pertes trimestrielles.
- Le '**diversification discount**' est typiquement autour de 15-25%.
- Pour estimer la VaR, la distribution composée des pertes annuelles est simulée par Monte Carlo. Les techniques déterministes (FFT, *Panjer recursion*) pour résoudre cette convolution ne sont pas reconnues d'être efficaces, même dans le cas d'absence de diversification.

Défis organisationnels



Calibration de la distribution de sévérité selon une approche d'apprentissage non-paramétrique de la VaR

- Utiliser les techniques non-paramétriques afin de générer un échantillon de VaR non-paramétriques auquel on apprend le modèle à cibler tout en maximisant le *LogLikelihood*.
⇒ La solution optimale achève un *trade-off* objectif entre qualité de fit (*LogLikelihood*) et vraisemblance de VaR. Une fonction de *Conditional Likelihood Ratio* est employée comme fonction objective.
- La calibration par *trade-off* utilitaire est une approche largement utilisée dans l'estimation des paramètres de crédit (Friedman & Sandow (2003)).
- La composante '*learning*' de l'approche proposée est une technique Bayésienne. Son application ici permet d'assurer une meilleure précision/stabilité de la VaR qui dépasse celle de la méthode MLE.
- Les outils non-paramétriques ont prouvé leur efficacité dans la modélisation de la VaR de marché (Chen (1999), Gouriéroux & Montfort (2006)).

Merci!