

## **La rupture de l'IA dans la modélisation du risque de marché**

La modélisation du risque de marché constitue l'un des piliers essentiels de la gestion des risques financiers. Les institutions financières s'appuient sur des modèles quantitatifs pour évaluer les risques de perte potentielle associés aux fluctuations des prix des actifs financiers. Ces modèles se concentrent sur des paramètres de marché tels que les actions, les taux d'intérêt, les matières premières et la volatilité. Ils cherchent à simuler et à quantifier les variations potentielles de ces facteurs afin de prévoir les conséquences sur les portefeuilles et les stratégies d'investissement.

**Comment fonctionne la modélisation de risque marché :** La modélisation du risque de marché vise à obtenir un modèle viable en intégrant diverses composantes et méthodes de calcul. Les modèles traditionnels se distinguent par leurs hypothèses, méthodes de calcul et approches sous-jacentes :

**Méthodes Stochastiques :** Cette méthode se base sur une équation différentielle stochastique qui permet de décrire et simuler l'évolution des prix des actifs. (Modèle de Black-Scholes, de Vasicek, d'Heston, ...). Par exemple l'équation différentielle stochastique de base du modèle de Black-Scholes qui décrit l'évolution du prix d'un actif financier sous l'hypothèse que les rendements suivent un processus de type géométrique Brownien :  $dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$

**Modèles de Volatilité :** Ces méthodes cherchent à estimer la volatilité des actifs financiers en fonction des données historiques. Elles sont utilisées pour évaluer la variabilité des rendements des actifs, ce qui est essentiel pour mesurer le risque. (Modèle GARCH, EGARCH ; ARCH, ...).

**Méthodes de Simulation :** La méthode de simulation de Monte Carlo génère un grand nombre de scénarios aléatoires pour simuler l'évolution future des prix d'actifs ou d'un portefeuille, permettant ainsi d'évaluer les risques dans des conditions incertaines. (VaR, utilisé pour évaluer les options exotiques, faire des modèles de portefeuille,).

**Analyse des Corrélations et Diversification :** consiste à mesurer la relation entre les rendements de différents actifs. Cela permet d'évaluer comment un portefeuille réagit aux mouvements des marchés et de déterminer les opportunités de diversification pour minimiser le risque. (Modèle de Markowitz, de Diversification,).

Pour être utilisés dans des systèmes d'analyse de risques marché en temps réel, les modèles sont traduits en algorithmes ce qui implique de convertir des équations stochastiques en code via des bibliothèques python, API et autres outils de programmation.

**Les limites de ces modèles :** Cependant, face aux dynamiques complexes que suivent les marchés, les modèles de risque traditionnels reposent sur des hypothèses parfois trop simplificatrices, trop linéaires qui peinent à capturer les événements extrêmes, les dynamiques globales ou les facteurs qualitatifs influençant les marchés.

**Pour surmonter ces limites, l'hybridation des modèles traditionnels avec l'intelligence artificielle ouvre de nouvelles perspectives** en intégrant des dynamiques non linéaires, des données en temps réel et des facteurs qualitatifs complexes. En combinant la rigueur des modèles quantitatifs classiques à la flexibilité et l'adaptabilité des algorithmes d'apprentissage

automatique (algorithmes IA, Deep Learning,... permettant de détecter des patterns complexes et non linéaires dans les données) ainsi que la quantification de données macro en temps réel (actu politiques, géopolitique, économique, financière,...), les modèles produisent des prévisions plus précises, robustes et adaptées en temps réel aux réalités dynamiques des marchés financiers.

Les modèles hybrides associent techniques classiques et IA pour mieux comprendre les marchés financiers. Par exemple, GARCH est enrichi de réseaux neuronaux pour analyser des schémas complexes, tandis que Black-Scholes, utilisé pour évaluer les options, intègre des Random Forests pour ajuster ses calculs en temps réel face aux dynamiques imprévisibles. Les séries temporelles comme les VAR utilisent des réseaux LSTM pour intégrer des relations complexes et des données qualitatives telles que les actualités. Les modèles stochastiques comme CIR et Vasicek, dédiés aux taux d'intérêt, s'appuient sur l'IA et Monte Carlo pour réagir aux chocs macroéconomiques. Des entreprises comme JP Morgan et BlackRock exploitent ces approches hybrides pour identifier les risques émergents.

**L'implémentation des modèles hybrides se fait à l'aide de langages de programmation** et de leurs outils : Python par exemple, avec des bibliothèques comme Pandas, NumPy, Scikit-learn, TensorFlow et Keras, utilisé pour le traitement des données, la modélisation statistique, l'apprentissage automatique, l'entraînement de réseaux neuronaux, et l'intégration en temps réel d'informations qualitatives via des API. Ces dernières permettent d'accéder à des données de marché, fondamentales, économiques ou de trading pour créer des outils d'analyse et automatiser des processus (ex. : Alpha Vantage, Finnhub, Interactive Brokers, Quandl, Bloomberg Terminal, Refinitiv).

**Théoriquement, vers un modèle parfait ?** À mesure que chaque composante s'ajoute, que les progrès se multiplient et que la précision s'affine, le modèle devient un peu plus complet, intégrant des données et des variables toujours plus diverses. Ainsi, théoriquement l'empilement de modèles toujours plus fins pourrait, un jour, faire tendre les modèles vers une modélisation presque parfaite.

**En réalité**, les théories sur les statistiques et les probabilités imposent des contraintes : plus un modèle est complexe et utilise de données, plus il est susceptible de sur-apprendre les données d'entraînement (phénomène d'**overfitting**) et de perdre en généralisation. L'ajout de nombreuses composantes dans les modèles augmente exponentiellement les besoins en calcul, entraînant des problèmes d'optimisation, tels que l'explosion et génère un coût énergétique élevé, posant des défis économiques et environnementaux. Finalement, les travaux de Gödel et la théorie des systèmes complexes montrent qu'un modèle de risque ne peut être à la fois complet et cohérent, et que certaines incertitudes, comme les événements extrêmes (cygnes noirs), échappent à toute modélisation en raison de leur rareté et imprévisibilité.

**Les limites de l'IA** : son opacité complique la conformité aux réglementations et augmente les risques systémiques, le surapprentissage et les biais limitent sa capacité à anticiper les événements extrêmes, tandis que la qualité des données soulève des problèmes de granularité et de données manquantes. De plus, l'évolution rapide de l'IA dépasse souvent les réglementations existantes, créant des zones d'incertitude juridique. Enfin, l'automatisation du trading contribuant au risque de « krachs éclair » et la vulnérabilité des modèles face aux cyberattaques augmentent les risques sur les marchés.