



Article from  
***Risk Management***  
April 2020

# Génération de scénarios économiques à partir de modèles macroéconomiques

Par Kailan Shang

*Note de la rédaction : L'article suivant est le deuxième de notre numéro d'avril qui porte sur les générateurs de scénarios économiques (GSE). Il résume les principaux points du nouveau document de recherche intitulé Macroeconomics Based Economic Scenario Generation et commandité par le Comité de recherche de la Section conjointe sur la gestion du risque et la Financial Reporting Section de la Society of Actuaries (SOA).*

*L'article examine comment combiner les modèles dynamiques stochastiques d'équilibre général (MDSEG) et les modèles de régression multifactoriels pour créer un GSE. Le document sera publié dans son intégralité à la mi-avril 2020.*

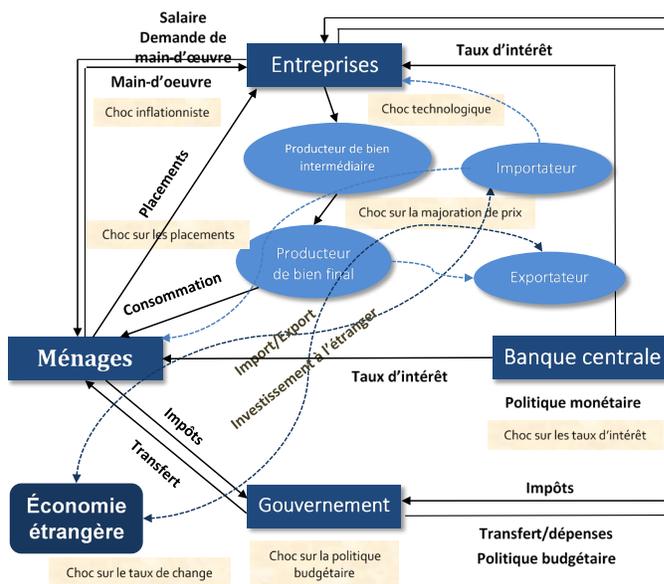
Les générateurs de scénarios économiques (GSE) sont utilisés dans le secteur de l'assurance pour évaluer l'incertitude des conditions économiques. De nombreux GSE réalistes modélisent le rendement d'actifs et les courbes de rendement directement à partir de données historiques. D'autres GSE modélisent le risque systémique séparément à l'aide d'un modèle macroéconomique. Toutefois, certains modèles macroéconomiques peuvent aussi être guidés par les données. Ils peuvent refléter la réalisation historique d'un système économique, mais pas forcément le fonctionnement réel du système et les autres résultats possibles.

Faisant bande à part parmi ce nouveau type de GSE, les modèles dynamiques stochastiques d'équilibre général (MDSEG) sont des modèles macroéconomiques complexes de plus en plus utilisés par les banques centrales pour l'analyse des politiques monétaires. Les comportements des agents économiques tels que les ménages, entreprises, banques centrales et administrations publiques sont habituellement définis de manière explicite,



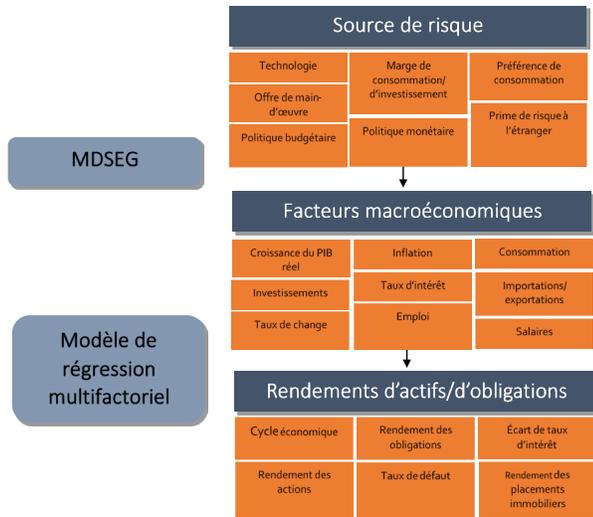
comme le montre la figure 1. Sur cette base sont estimées des variables économiques observables comme le taux de croissance réel du produit intérieur brut (PIB), l'inflation, les importations/exportations et l'emploi, compte tenu de l'application de chocs économiques sur les causes, comme l'offre de main-d'œuvre et le développement technologique, mais non sur les résultats, comme

Figure 1 Exemple de structure d'un MDSEG



le taux de chômage et le taux de croissance du PIB. Une fois définis les liens de causalité non linéaires, les données historiques sont utilisées pour étalonner les modèles. En tant que candidats à la modélisation des facteurs macroéconomiques dans un GSE, les MDSEG sont bien équipés pour maintenir les tendances économiques dans des scénarios individuels et pour expliquer les causes qui sous-tendent ces scénarios.

Figure 2 Exemple de structure d'un GSE basé sur un MDSEG



Dans le présent rapport, nous construisons un GSE qui utilise un type de modèles macroéconomiques complexes pour générer des facteurs macroéconomiques. Le GSE comporte deux parties : un MDSEG qui génère des facteurs macroéconomiques et des modèles de régression multifactoriels qui génèrent des rendements d'actifs et des rendements d'obligations (figure 2).

Avec cette structure, les sources de risque servent à générer des scénarios pour les variables modélisées, au lieu d'utiliser directement les caractéristiques des variables modélisées. Le GSE est un générateur de scénarios réalistes qui tente de modéliser le risque systémique à partir de modèles macroéconomiques. Par conséquent, il n'est pas évalué aux conditions quotidiennes du marché, mais tient compte plutôt des tendances économiques qui persistent sur le long terme. Il ne convient donc pas pour les opérations de couverture, pour la fixation du prix des options financières et pour les évaluations conformes au marché et l'allocation tactique d'actifs. Il convient davantage à l'analyse stratégique réaliste, comme l'allocation stratégique d'actifs, la planification d'entreprise, les prévisions économiques et la gestion du capital à long terme. Il peut servir au calcul des provisions techniques et à la gestion du capital avec un regard constant sur l'entreprise. En règle générale, le GSE n'est pas l'outil de choix pour ceux qui ont des décisions à prendre et qui considèrent comme importantes les tendances qui durent moins

d'un trimestre. Bien que cela puisse sembler être un inconvénient de ce GSE, cela permet aux utilisateurs d'intégrer leurs propres points de vue prospectifs en rajustant les données d'entrée, les modèles ou les scénarios.

L'économie américaine est utilisée comme exemple pour démontrer le MDSEG. La méthode bayésienne de Monte-Carlo par chaînes de Markov est utilisée pour étalonner le modèle avec des données macroéconomiques historiques, tandis que certains paramètres du modèle sont déterminés au moyen d'autres analyses économiques afin de contourner les difficultés d'étalonnage du modèle. Les facteurs économiques générés par le MDSEG régissent le risque systémique dans le reste du processus du GSE. Les rendements des actifs et les rendements des obligations sont simulés par des modèles de régression multifactoriels qui tiennent compte à la fois du risque systémique et du risque idiosyncrasique.

Plusieurs modèles de régression sont testés, dont la régression linéaire, la régression de lasso, la régression *de crête*, la régression élastique nette, la méthode des K plus proches voisins, les arbres de classification et de régression, les réseaux neuronaux artificiels et la régression de type du *gradient boosting machines*. Compte tenu du volume de données, le surajustement est une question cruciale dans l'exemple. Les réseaux neuronaux artificiels ont donné une très bonne estimation des données d'entraînement, mais ils ont produit la pire estimation des données de validation. Avec seulement 103 enregistrements de données et beaucoup plus encore de paramètres de modèle, la performance superficielle des réseaux neuronaux artificiels est causée par un surajustement avec beaucoup plus de paramètres que les autres modèles. Les arbres de classification et de régression posent aussi le problème du surajustement, mais dans



une moindre mesure. De plus, les valeurs possibles prédites par ces arbres sont limitées, car l'estimation se fonde sur la moyenne d'un sous-ensemble de données historiques. Quant à la méthode des K plus proches voisins, elle présente des problèmes similaires

aux arbres de classification et de régression, avec des valeurs possibles limitées et une qualité de prédiction insatisfaisante basée sur les données de validation. Les modèles de régression linéaire, et plus particulièrement les régressions élastiques nettes,

Tableau 1

Moments des rendements des actifs et des rendements des obligations

| Catégorie d'actifs                                       |                         | Moyenne (%)         |                  | Écart-type ( $\sigma$ ) |                  |
|----------------------------------------------------------|-------------------------|---------------------|------------------|-------------------------|------------------|
|                                                          |                         | Valeurs historiques | Valeurs simulées | Valeurs historiques     | Valeurs simulées |
| Obligation du Trésor, taux de 0 (pour la durée indiquée) | 1 an                    | 2,62                | 2,12             | 2,18                    | 1,21             |
|                                                          | 2 ans                   | 2,93                | 2,39             | 2,24                    | 1,27             |
|                                                          | 3 ans                   | 3,25                | 2,52             | 2,25                    | 1,28             |
|                                                          | 5 ans                   | 3,49                | 2,98             | 2,18                    | 1,20             |
|                                                          | 7 ans                   | 3,93                | 3,34             | 2,02                    | 1,16             |
|                                                          | 10 ans                  | 4,26                | 3,60             | 1,90                    | 1,15             |
|                                                          | 20 ans                  | 4,51                | 3,92             | 1,75                    | 1,18             |
|                                                          | 30 ans                  | 4,82                | 4,11             | 1,56                    | 1,12             |
| Obligations de sociétés, notées AAA                      | Écart de taux d'intérêt | 0,47                | 0,60             | 0,58                    | 0,64             |
|                                                          | Taux de défaut          | 0,00                | 0,00             | 0,00                    | 0,00             |
| Obligations de sociétés, notées AA                       | Écart de taux d'intérêt | 0,58                | 0,71             | 0,78                    | 0,68             |
|                                                          | Taux de défaut          | 0,02                | 0,03             | 0,08                    | 0,34             |
| Obligations de sociétés, notées A                        | Écart de taux d'intérêt | 1,04                | 1,08             | 0,93                    | 0,65             |
|                                                          | Taux de défaut          | 0,06                | 0,05             | 0,11                    | 0,35             |
| Obligations de sociétés, notées BBB                      | Écart de taux d'intérêt | 1,83                | 1,80             | 1,08                    | 0,67             |
|                                                          | Taux de défaut          | 0,18                | 0,15             | 0,25                    | 0,30             |
| Actions cotées en bourse                                 | Rendement en dividendes | 2,00                | 1,93             | 0,54                    | 0,60             |
|                                                          | Rendement en capital    | 2,04                | 2,28             | 9,33                    | 5,49             |
| Fiducies de placement immobilier                         | Taux de capitalisation  | 1,56                | 1,21             | 0,44                    | 1,51             |
|                                                          | Rendement en capital    | 1,43                | 1,49             | 9,09                    | 5,58             |
| Pétrole brut                                             | Rendement total         | 2,37                | 2,48             | 16,18                   | 11,99            |
| Or                                                       | Rendement total         | 1,37                | 1,45             | 6,75                    | 5,92             |

ont prédit avec justesse le rendement des obligations d'État, les écarts de taux d'intérêt et les rendements des dividendes. Dans le cas des actions cotées en bourse, des fiducies de placement immobilier et des marchandises, des facteurs idiosyncrasiques contribuent dans une large mesure à la volatilité. La régression de type du *gradient boosting machines* offre une meilleure qualité que les modèles de régression linéaire lorsqu'il s'agit de prédire les rendements des actions des fiducies de placement immobilier. Toutefois, l'amélioration de la qualité prédictive ne suffit pas toujours à justifier un type de modèles beaucoup plus compliqué. Par souci de concision, nous utilisons dans cet exemple des régressions élastiques nettes pour la régression multifactorielle. Dans la plupart des cas, les régressions élastiques nettes ont une qualité prédictive relativement grande. Nous les avons donc choisis pour décrire les relations entre le rendement d'actifs et les facteurs économiques. D'autres ajustements de la corrélation entre les risques idiosyncrasiques sont apportés pour tenir compte de la non-linéarité du marché des capitaux pendant les récessions économiques.

Des exemples de scénarios économiques réalistes générés peuvent être comparés à des données historiques (tableau 1) ou à des prévisions du marché pour évaluer leur caractère raisonnable et déterminer les points à améliorer.

En raison de la complexité du MDSEG, des efforts doivent être déployés pour atténuer le risque de modélisation. Bien que nous puissions nous appuyer sur des mesures traditionnelles comme la log-vraisemblance et le critère d'information d'Akaike pour comparer le modèle à d'autres, elles évaluent seulement la qualité de l'ajustement aux données d'entrée. Elles ne garantissent pas que les modèles générés soient raisonnables. Les sensibilités aux sources de risque peuvent être examinées pour s'assurer que les tendances économiques prévues sont prises en compte dans les scénarios simulés. Les diverses prévisions peuvent être comparées à celles de la Réserve fédérale américaine et des prévisionnistes professionnels. Des scénarios individuels peuvent être vérifiés pour savoir s'ils préservent les cycles économiques et la coexistence d'un faible taux de croissance du PIB, de faibles taux d'intérêt, d'écarts élevés de taux d'intérêt et d'un marché boursier haussier durant les récessions économiques.

Si le GSE est utilisé comme outil pour certaines tâches courantes comme le calcul des provisions techniques et l'allocation d'actifs, le modèle étalonné peut être actualisé avec

de nouvelles données ou étalonné de nouveau si cela est jugé nécessaire. Étant donné que l'étalonnage existant recouvre peut-être déjà une longue période antérieure, les données d'un trimestre supplémentaire n'auront sans doute pas d'incidence importante sur l'étalonnage et, par conséquent, la fréquence de réétalonnage n'a pas besoin d'être trimestrielle et peut être semestrielle ou annuelle. Toutefois, avec l'arrivée de nouvelles données chaque trimestre, le point de départ de la projection sera changé. Les données d'entrée de la partie simulation comprennent les données économiques des deux derniers trimestres et les données des marchés de capitaux. Elles doivent être mises à jour avant la génération des scénarios.

Tout bien considéré, ce document de recherche contribue à la littérature existante de trois façons. Premièrement, il décrit de manière détaillée l'origine du MDSEG et fournit des informations détaillées sur l'étalonnage du modèle, l'objectif étant de donner assez d'informations pour que les gens puissent comprendre et personnaliser le MDSEG en fonction de leurs propres perspectives économiques. Deuxièmement, il intègre les MDSEG dans la génération de scénarios économiques. Les MDSEG ont été utilisés pour analyser les politiques monétaires, mais ils sont rarement utilisés dans d'autres domaines. Dans le cas d'un GSE basé sur un MDSEG, les utilisateurs ont la possibilité d'intégrer des connaissances préalables du système économique et d'analyser les causes de chaque scénario. Cela pourrait être intéressant pour les utilisateurs qui doivent prendre des décisions sur la base de scénarios individuels. L'auteur n'a pas eu connaissance d'efforts déployés dans ce domaine. Troisièmement, des exemples de codes [ont été rendus accessibles à des fins pédagogiques](#).

Le GSE présenté dans le rapport est un exemple de générateur de scénarios basé sur un MDSEG. Il n'est en aucun cas parfait et ne peut être utilisé directement sans ajustement. Il faudra déployer davantage d'efforts pour améliorer le GSE et le rendre attrayant pour les applications pratiques. ■



Kailan Shang, FSA, AICA, CFA, PRM, SCJP, est directeur associé chez PathWise Solutions Group d'Aon, au Canada. Vous pouvez le joindre à [kevin.shang@aon.com](mailto:kevin.shang@aon.com).