

Étude et prévision des défauts sur le marché des couvertures de défaillance

Marianne, Jingmei, Xingyuan, Apolline

Ensaë ParisTech

31 mai 2017

Introduction: Problématique

Objectif du projet

Construire des indicateurs de défauts potentiels d'un Credit default swap à l'aide des données temporelles du prix de 563 CDS

Démarche générale

- ➊ **Regrouper** les CDS dont le comportement est similaire par un partitionnement automatique
- ➋ **Mesurer** le risque de défaut en comparant le comportement du CDS au comportement "moyen" de son groupe
- ➌ **Prévoir** le défaut d'un CDS à l'aide d'une régression logit ou bien d'une règle établie

Pour Hellebore Capital, obtention d'indicateurs de modification de la structure du marché et de potentiels défauts des CDS afin d'**affiner leur stratégie de trading**

Objet d'étude: les Credit Default Swaps

Les Credit Default Swaps

Un **CDS** est un dérivé de crédit qui permet de protéger son détenteur contre un événement de crédit sur l'actif sous-jacent. Le détenteur paye une prime au vendeur du CDS qui s'engage à rembourser ces pertes en cas de défaut du sous-jacent

Exemple d'utilisation

- **Moyen d'assurance :** L'acheteur des titres se protège d'un défaut éventuel du sous-jacent en achetant un CDS
- **Moyen de spéculation:** L'acheteur du CDS ne détient pas de dette de l'actif sous-jacent et pari sur :
 - ① Le défaut du sous-jacent afin de récupérer la compensation
 - ② Une augmentation du prix du CDS

Un exemple de l'évolution de 3 CDS

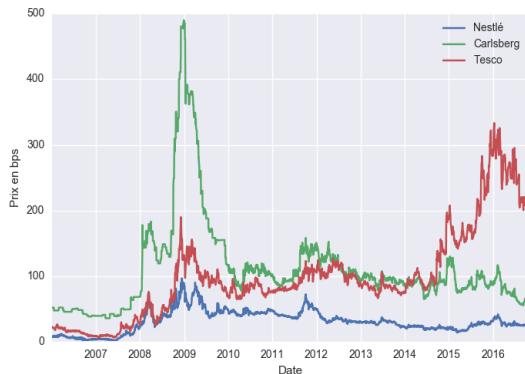


Figure 1: Évolution des prix des CDS de Nestlé, Carlsberg et Tesco

Ce qu'il faut retenir de l'étude descriptive de la base de données

- 1 Les prix sont croissants en la maturité
- 2 Asymétrie de la distribution des prix vers la gauche
- 3 Volatilité accrue des CDS de court terme

Dans la suite

Quatre approches adaptées afin de prendre en compte le clustering:

- Étude des matrices de corrélation
- Étude par des modèles de séries temporelles
- Étude de la structure des échéances
- Étude par la Théorie des Graphes

Apport et principe du partitionnement automatique

Objectif : Regrouper les actifs qui se comportent de façon similaire pour pouvoir les comparer de manière pertinente

Méthode : Classification ascendante hiérarchique sur les accroissements logarithmiques de nos séries

Principaux Résultats : Regroupement des CDS majoritairement en fonction de leur emplacement géographique et de leur secteur d'activité

Un exemple parlant

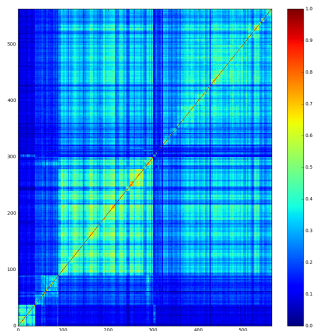


Figure 2: Toutes nos séries

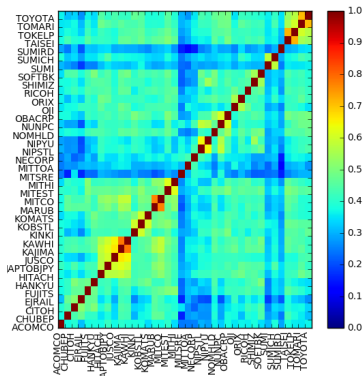


Figure 3: Le premier cluster

Indicateur basé sur l'étude des matrices de corrélation

Idée générale

- 1 **Modéliser** matriciellement le niveau de corrélation des CDS d'un même cluster sur une période donnée
- 2 **Quantifier** l'évolution au cours du temps du niveau de corrélation des CDS d'un même cluster
- 3 **Détecter** un changement brusque du niveau de corrélation des CDS d'un même cluster

Construction de l'indicateur

Modélisation

Matrice de corrélation
en t d'un cluster de taille
 n :

$$M_t = \left(\frac{\text{cov}(S_W^{i,t}, S_W^{j,t})}{\sigma_{S_W^{i,t}} \sigma_{S_W^{j,t}}} \right)_{i,j \leq n}$$

avec $S_W^{j,t}$ accroissements
logarithmiques du CDS
 j pris entre t et $t - W$

Quantification

On quantifie
l'évolution de la
corrélation entre
 $t - K$ et t en
considérant le **rayon**
 R_t de l'ensemble
(M_{t-K}, \dots, M_t)

⇒ Nécessité d'une
distance

Detection

R_t grand

⇒ Présence d'une
matrice **outlier**

⇒ Changement du
niveau de corrélation
du cluster

⇒ Comportement
anormal

Des difficultés liées aux choix des paramètres

Les difficultés :

- 1 Rechercher une distance matricielle adaptée basée sur la divergence de Kullback-Leiber :

$$D_{\text{KL}}(P\|Q) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx$$

- 2 Calibrer les tailles des fenêtres glissantes W et K

Un exemple

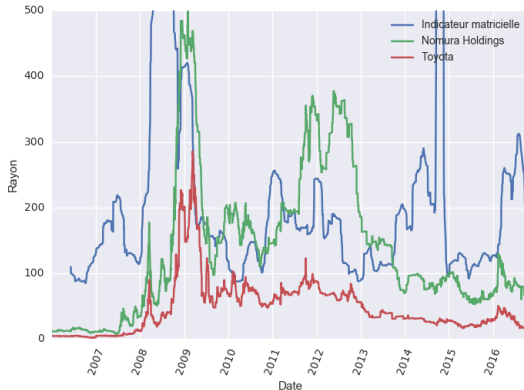


Figure 4: Un exemple de l'évolution de l'indicateur matriciel

Indicateur basé sur des modèles de séries temporelles

Idée générale

- ① **Modéliser** le comportement d'un CDS relativement à son cluster
 - Modèle naïf
 - ARIMA
 - ARCH
 - ② **Mesurer** l'éloignement du CDS par rapport au centre du cluster à l'aide d'une distance adaptée
 - Distance dans l'espace des paramètres estimés par les modèles
- Présentation du modèle naïf et de l'ARIMA (automatisation de la spécification et formule de l'indicateur)

Les difficultés du modèle ARIMA

Problème de stationnarité : Volatilité fluctuante

Spécification automatique des paramètres : Problème de stationnarité et d'automatisation

Valeurs manquantes dans l'indicateur final : Risque important de non prise en compte des outliers

Indicateur difficile à utiliser

Ces problèmes ne nous permettent pas d'exploiter pleinement l'indicateur : on s'intéresse au modèle ARCH pour tenter de les résoudre

Résolution par le modèle ARCH

Expression ARCH(1)

$$X_t = z_t \sqrt{h_t}$$

où z_t est un bruit blanc gaussien
et où $h_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2$. La
variance conditionnelle s'écrit
donc :

$$V[X_t | X_{t-1}] = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2$$

Avantages

- Modélisation conditionnelle de la volatilité : plus réaliste et adaptée
- Règle le problème de non stationnarité de l'ARIMA
- Distribution à queue lourde: bonne prise en compte des outliers

Résultats et analyses

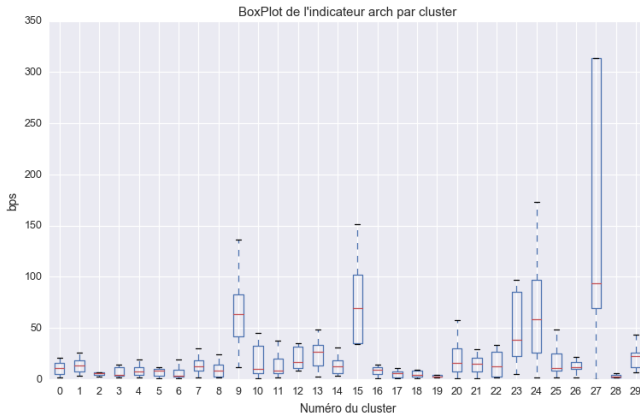


Figure 5: Diagramme de Tukey de l'indicateur ARCH par cluster

Indicateurs fondés sur la structure des échéances

Structure des échéances : courbe qui représente le prix du CDS en fonction de la maturité

Forme en cas normal: courbe croissante et concave

Forme en cas anormal: courbe qui s'aplatit ou même s'inverse

Intuition

Quantifier le niveau de croissance et de concavité de la structure des échéances d'un CDS pour capter de nouvelles informations dans la détection de défauts

Construction des indicateurs

Quantification

On approxime la dérivée première en la maturité par l'accroissement premier et la dérivée seconde par l'accroissement second

En notant que:

Croissance \Rightarrow dérivée première positive

Concavité \Rightarrow dérivée seconde négative

Lissage & Rayon

On retient comme indicateur final la **moyenne mobile** des indicateurs sur 20 jours

L'indicateur global d'un cluster est le **minimum** des indicateurs des CDS dans ce cluster

Détection

Indicateurs très négatifs

\Rightarrow **Anormalité** de la courbe de la structure des échéances

\Rightarrow Comportement **anormal**

\Rightarrow **Augmentation** du risque de défaut

Exemples des structures des échéances

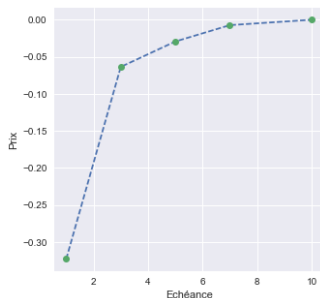


Figure 6: Structure normale (d'Orange le 18 janvier, 2006)

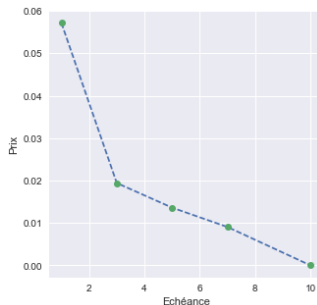


Figure 7: Structure anormale (d'Orange le 30 mai, 2006)

Résultat au niveau de l'entreprise



Figure 8: Indicateur de normalité d'Arconic Inc.



Figure 9: Indicateur de normalité de The Goldman Sachs Group, Inc.

Arbre couvrant minimal(ACM)

Définitions des graphes

V : les sommets E : les arêtes

❶ **Graphe non orienté connexe**

$G(V, E)$

❷ **Arbre couvrant** $T(V, E')$ $E' \subset E$

❸ **Arbre couvrant minimal**

$T_{min}(V, E')$ avec les poids $W(u, v)$

❹ **Chaîne** Dans un ACM, la chaîne reliant u à v est unique

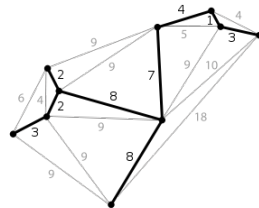


Figure 10: Exemple de ACM d'un graphe

ACM de nos clusters

Construction des graphes d'un cluster pour chaque t :

- Un CDS \Rightarrow un sommet
- La distance défini par $\frac{1-\rho_{i,j,t}}{2} \Rightarrow$ Poids de l'arête reliant les CDS i et j
- $\rho_{i,j,t}$: corrélation entre i et j calculée à chaque instant t sur une fenêtre glissante de largeur 60 jours.

Indicateur Global du cluster

Diamètre de T_{min} : Taille de la plus grande chaîne reliant deux sommets de T_{min} .

Indicateur Local du CDS

La taille de la plus grande chaîne possible de T_{min} reliant le CDS à un autre

Plus l'indicateur global est grand, moins les CDS sont corrélés \rightarrow anormalité

Résultats et analyses

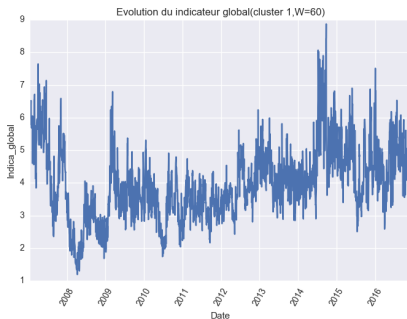


Figure 11: Évolution de l'indicateur global du premier cluster

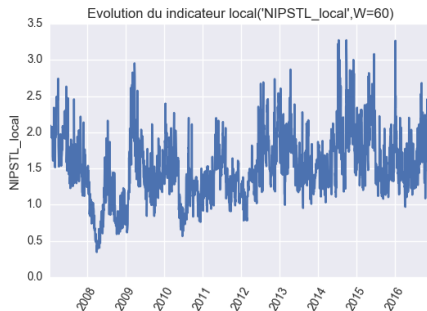


Figure 12: Évolution de l'indicateur local du CDS de Nippon Steel Sumitomo Metal Corporation à maturité 5 ans

Analyse comparée sur le CDS à 5 ans de Volkswagen

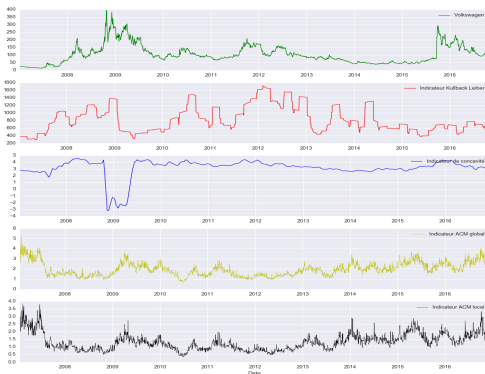


Figure 13: Évolution des différents indicateurs du CDS de Volkswagen

Pertinence: Arbitrage entre corrélation et apport d'informations

Corrélations

Les indicateurs sont corrélés entre eux. L'indicateur ARCH est meilleur pour détecter les clusters à risque. Les autres permettent de cibler précisément les CDS à risque

Apports d'informations

Toutefois, le comportement des estimateurs n'est pas tout à fait similaire, par exemple:

- Indicateur de structure des échéances: Sensible aux fortes variations du marché
- Indicateur matriciel: Sensible aux plus faibles variations du marché

Conclusion

Pour conclure

- Indicateurs pertinents quant à la détection des potentiels défauts sur le marché des CDS
- Nécessité d'une étude plus approfondie afin de pouvoir réellement prévoir

Pour aller plus loin...

Prévision:

- Régression logistique : semble théoriquement problématique
- Données de panels
- Définition d'une règle de décision