#### XVA and its Greeks Calculation

#### 森本 裕介

三菱 UFJ 銀行

2018/11/23 - 11/25 **数理ファイナンス合宿セミナー** 

#### Contents

- Definition of XVA
- Calculation of XVA
- Greeks calculation of XVA

### Definition of XVA

- V: 従来のデリバティブの価値
  - Counter party risk(自社のクレジットリスク) を考慮しない
  - 担保を勘案しない (Variation margin, Initial Margin)
  - 自社の Funding コストを考慮しない

$$\hat{V} = V + \sum_{X=C,D,F,M,\dots} XVA$$

- CVA: counterparty credit risk adjustment
- DVA: Own credit risk adjustment
- FVA: Funding cost
- MVA: Margin cost

 $\hat{V}$  の導出には色々なやり方があり、それに応じて XVA の表現にも色々な流派がある。そもそも、XVA の分け方は当然色々なものがあり、各社マネージのしやすさに応じて自社独自のコストの仕分けを行なっている。

- Piterburg
- Burgard and Kjaer
- Albanese and Andersen
- Fuji and Takahashi
- Takada

## Semi-Replication Theory

#### Burgard-Kjaer

- S : Spot asset price  $dS = \mu(t, S)Sdt + \sigma_s SdW_s$
- r : risk free rate  $dr = \mu_r(t,r)dt + \sigma_r(t,r)dW_r$
- $P_r$ : default free bond :  $dP_r = rdP_rdt$
- $P_c, P_F$ : counterpraty and bank bond

$$dP_* = r_* P_*(t-)dt - (1 - R_*) P_*(t-)dJ_*, * = c, F$$

- $\beta_*$ : repo account  $d\beta_* = r_*\beta_*dt, * = S, r, c, F$
- $r_* = r + s_*, \ s_* = (1 R_*)\lambda_*, \ * = c, F$
- $C = C_v + C_i$ : collateral (Variation margin, initial margin)

### Bank **から見た** Derivative **の価値** $\hat{V}$

$$\hat{V} = \hat{V}(t, r, S, J_F, J_c),$$

$$\hat{V}(T, r, S, 0, 0) = H(r, S),$$

$$\hat{V}(t, R, S, 1, 0) = g_F, \hat{V}(t, R, S, 0, 1) = g_c.$$

Hedging portfolio value  $\Pi$ 

$$\Pi = \delta_s S + \delta_c P_c + \delta_r P_r + \delta_F P_F + \alpha_s \beta_s + \alpha_c \beta_c + \alpha_r \beta_r - C,$$
  
$$\Pi = \hat{V}.$$

Hedge asset の Repo 調達を仮定

$$\delta_s S + \alpha_s \beta_s = 0,$$
  
$$\delta_c P_c + \alpha_c \beta_c = 0,$$
  
$$\delta_r P_r + \alpha_r \beta_r = 0.$$

Funding condition

$$\hat{V} + \delta_F P_F - C = 0.$$

#### └─Introduction

### Semi-Replication 1: 自社の default risk 意外を全て hedge

$$d(\hat{V} + \Pi)$$

$$= \{ (\frac{\partial}{\partial t} + \mathcal{A})\hat{V} + r_F \delta_F P_F + \lambda_c (g_c - \hat{V}) - r_v C_v - r_i C_i \} dt$$

$$+ \epsilon_h dJ_B$$

$$\hat{V} = V_{c_v} + CVA + FVA + MVA$$

$$CVA = -E[\int_0^T \lambda_c(t) D^{r_F + \lambda_c} (V_{c_v} - g_c) dt]$$

$$FVA = -E[\int_0^T (r_F - r_{c_v}) D^{r_F + \lambda_c} (V_{c_v} - g_c) dt]$$

$$MVA = -E[\int_0^T (r_F - r_{c_i}) D^{r_F + \lambda_c} C_i dt]$$

#### FVA は自社の default risk を完全に hedge できないことから出て くる

$$FVA = DVA + FCA,$$
 
$$DVA = -E\left[\int_0^T \lambda_B(t)D^{r_F + \lambda_c}(V_{c_v} - g_B) dt\right]$$
 
$$FCA = -E\left[\int_0^T \lambda_B(t)D^{r_F + \lambda_c}\epsilon_h(t) dt\right].$$

FVA に関する様々な議論 (Hull, White, Albanese, Andersen, Crepy, Duffie, etc.)

- Pricing は Funding と切り離して行われるべきだ
- Modiliani-Millar の定理: 企業価値は Funding strategy に依存 しない に矛盾
- Shareholder value, Firm Value

### Semi-Replication 2: Martingale Part 以外をすべて hedge

$$= \{ (\frac{\partial}{\partial t} + A - r)\hat{V} + \lambda_B (g_B - \hat{V}) + \lambda_c (g_c - \hat{V})$$

$$+ (r - r_v)C_v + (r - r_i)C_i \} dt$$

$$+ \epsilon_h (dJ_B - \lambda_B dt).$$

$$\hat{V} = V_{c_v} + CVA + DVA + VMVA + VMVA + IMVA$$

$$CVA = -E[\int_0^T \lambda_c(t)D^{r+\lambda_B + \lambda_c}(V_{c_v} - g_c) dt]$$

$$DVA = -E[\int_0^T \lambda_B(t)D^{r+\lambda_B + \lambda_c}(V_{c_v} - g_B) dt]$$

$$VMVA = -E[\int_0^T (r - r_{c_v})D^{r+\lambda_B + \lambda_c}(V_{c_v} - C_v) dt]$$

$$IMVA = -E[\int_0^T (r - r_{c_i})D^{r+\lambda_B + \lambda_c}C_i dt]$$

## XVA の計算法

 Counterpraty c に対する XVA は概ね以下のような計算に なる。

$$\mathsf{XVA}(c) = \sum_{j=1}^{J} E\left[ \int_{0}^{T} Z(t) \left( \sum_{k \in N_{j}(c)} V_{k}(t) - C(t) \right)^{(+)} dt \right]$$

•  $V_k(t)$ : 取引 k の Exposure(t 時点の時価)

$$V_k(t) = E\left[\sum_{t_i > t} F_k(t_i, X(t_i)) | \mathcal{F}_t\right]$$

•  $N_j(c)$ : c との取引契約はいくつかの Netting Set(CSA 条件などによって) に分かれている。

$$Trade(c) = \bigcup_{i=1}^{J} N_i(c)$$

Z: discount, spread, hazard, recovery rate, etc.

T: Trade(c) に含まれる取引の最長満期

#### 実際の計算は大きく2つに大別される。

• Approximate Exposure function  $V_k$  を原資産の関数として、その関数系を計算する。

$$\tilde{V}_k : \mathbf{R}^{\mathbf{N}} \to \mathbf{R},$$

$$V_k(t) \approx \tilde{V}_k(X(t))$$

- Aggregation
  - $ilde{V}_k(X(t))$  から、Collateral  $ilde{C}$  を計算.
  - collateral 勘案後の Exposure に spread をかけて積分を実施.

$$E\left[\int_0^T \left(\tilde{V}_k(X(t)) - \tilde{C(t)}\right) D(t) dt\right].$$

## Collateral 計算法

- VM(Variation Margin)
  - H: Threshold. Exposure がこの額を超えていないと担保なし。
  - M: MTA(minimum transfer amount). 支払い担保の最低額。
  - δ: MPOR(mergin period of risk). Default 時点と最後に担保が 支払われた時点のバッファ期間. e.g. 14day.

$$C(t) = (V(t - \delta) - H)^{+} 1_{\{V(t - \delta) - H > M\}}$$

- IM(Initial Margin)
  - MPOR 期間の Gap Risk をカバーする。e.g. 10day 99% Var.
  - CCP(central counter party) や、SIMM(standard initial margin model) ごとに Greeks を使った Var の近似公式が決められて いる。

$$IM(t) = \sum \phi_{i,j} \frac{\partial V(t)}{\partial X^{i}(t)} \frac{\partial V(t)}{\partial X^{j}(t)}$$

## XVA の数値計算手法

- 大量の risk facotor, product の計算を同時に行う必要がある ため (Netting), Monte-Carlo 法が通常使われる。
- Exposure 計算には American Monte Carlo 法が使われる。多くの場合、LSM(Least square monte carlo) が用いられる。

$$\tilde{V}(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i \phi_i(x), \ \phi_i : \text{polynomial.}$$

- LSM のメリット
  - 計算が高速かつ汎用的: model や商品性によらず、一律に適応 できる
  - Data がシンプルになる:複雑な取引情報を多項式の係数で表現できる
  - Netting が容易: path を発生させなくても、多項式の係数の和で netting できる。
- LSM のデメリット
  - 近似精度の問題

## Implicit method

無担保の場合は、Exposure の近似精度の悪さを補う次のような手法がある。

$$XVA = E\left[\int_0^T Z(t) \left(\sum_{k \in N_j(c)} V_k(t)\right)^+ dt\right]$$

$$= E\left[\int_0^T Z(t) \left(\sum_{k \in N_j(c)} F_k(t_k, X(t_k))\right) 1_{\{\sum_{k \in N_j(c)} V_k(t) \ge 0\}}\right]$$

$$\approx E\left[\int_0^T Z(t) \left(\sum_{k \in N_j(c)} F_k(t_k, X(t_k))\right) 1_{\{\sum_{k \in N_j(c)} \tilde{V}_k(t) \ge 0\}}\right]$$

- Exposure の近似は正負の符号判定のみに用いられる。
- 値がどんなに離れていても符号さえ正しければ、誤差は発生しない。

XVA and its Greeks Calculation LXVA の計算法

$$|\hat{c}_1(\omega) - c_0| \le C_{p,\delta} L^{-\frac{3/2(1-\delta)^2}{2+(1+\delta)(\tilde{N}+1)\ell_0/2}},$$

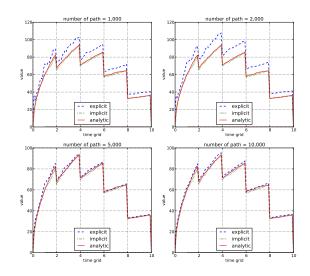
for any  $\omega \in \Omega_L$  and  $L \ge 1$ . If there exists  $\gamma \in (0,1]$  such that

$$\int_0^T E^{\mu} [1_{|\sum_{k:T_k\geqq t_{i+1}} (P_{T_k-t}^{(k)}F_k)(\pi_k(X(t)))|\leqq \theta\}}] dt = O(\theta^{\gamma}), \text{ as } \theta \downarrow 0,$$

$$|\hat{c}_2(\omega) - c_0| \leqq C_{p,\delta} L^{-\frac{3(\gamma+1)(1-\delta)^2}{(\gamma+2)(2+(1+\delta)(\tilde{N}+1)\ell_0/2)}},$$

特に  $\gamma = 1$  の場合、

$$\begin{aligned} |\hat{c}_1 - c_0| &\leq C_{p,\delta} L^{-\frac{3(1-\delta)^2}{2(2+(1+\delta)(N+1)\ell_0/2)}} \\ |\hat{c}_2 - c_0| &\leq C_{p,\delta} L^{-\frac{3(1-\delta)^2}{2+(1+\delta)(N+1)\ell_0/2}} \end{aligned}$$



## XVA Greeks の種類

#### XVA は多くの Market Sensitivity(Greeks) を持っている。

- IR
  - 金利スワップ (JPY 6m roll IRS, 1Y, 2Y, ...)
  - Tenor basis swap (JPY 3m roll IRS, JPY 3m roll IRS, ...)
  - 通貨スワップ (USD LIBOR vs JPY LIBOR  $+ \alpha$ )
- IR Vol
  - Option 満期 × Swap Tenor
- FX
- FX Vol
- Infration Swap, CDS, etc.

#### 基本的には Greeks 計算は有限差分法を使って求める。

$$Greeks(\theta) = \frac{XVA(\theta + \epsilon) - XVA(\theta - \epsilon)}{2\epsilon}$$

## XVA Greeks 計算 Tecnnique

# 愚直に差分を一つ一つ計算する以外に、以下のような Technique が提案されている。

- Freezing method
  - $XVA(\theta + (-)\epsilon)$  を計算する際に、Regression の結果は  $XVA(\theta)$  のものを使い回す方法
  - American Option の計算時にはうまくいくらしい。
- Automatic Differentiation
  - 関数を関数を計算する際に、微分も同時に求められるような 実装テクニック
  - Neural Network のパラメータにも広く利用されている (Back Propagation)

## Freezing 法の検証

- Parameter:  $\theta = x_0 \ or \ \sigma$
- model : BS model :  $dX(t,\theta) = X(t,\theta)(\mu dt + \sigma dW(t)), \ X(0,\theta) = x_0.$
- Pay off function : $F(x) = (x K_1)^+ K_2$ .
- Exposure:

$$V(x,\theta) = E[F(X(T,\theta))|X(t,\theta) = x] \approx \tilde{V}(x),$$

- Approximated Exposure:  $\tilde{V}(x,\theta) \approx V(x,\theta)$
- EPE:  $EPE(t) = E[V(X(t))^{+}]$

この設定の下、Delta  $\frac{\partial}{\partial x}EPE(t)$ , Vega  $\frac{\partial}{\partial \sigma}EPE(t)$ , を計算する。

$$Explicit = \frac{\tilde{V}(X(t,\theta+\epsilon),\theta) - \tilde{V}(X(t,\theta-\epsilon),\theta)}{2\epsilon}$$

└─Freezing 法

## Explicit 法を用いた Freezing method

#### Table: Test result of Delta

method	mean	stdev
analytic	5.19	0.13
Non Freezing	5.53	0.13
Freezing	5.22	0.21

#### Table: Test result of Vega

method	mean	stdev
analytic	1264.77	61.08
Non Freezing	1480.38	74.98
Freezing	522.30	60.15

Delta は Freezing しても誤差はほとんどないが、Vega は Freezing すると誤差がとても大きい

## Test 結果の分析 (Explicit 法)

$$\frac{\partial}{\partial \theta} E[V(X(t,\theta),\theta)^{+}] = E[1_{\{V(X(t,\theta),\theta) \ge 0\}} \frac{\partial}{\partial \theta} V(X(t,\theta),\theta)]$$

$$= E[1_{\{V(X(t,\theta),\theta) \ge 0\}} \left( \frac{\partial V}{\partial x_{1}} (X(t,\theta),\theta) \frac{\partial X(t,\theta)}{\partial \theta} + \frac{\partial V}{\partial x_{2}} (X(t,\theta),\theta) \right)]$$

- $\theta=x_0$  の場合、 $\frac{\partial V}{\partial x_2}\left(X(t,\theta),\theta\right)=0$  なので、 $\theta$  変化後に Regression を再度やる必要はなかった。
- $\theta=\sigma$  の場合、 $\frac{\partial V}{\partial x_2}\left(X(t,\theta),\theta\right)\neq 0$  なので、 $\theta$  変化後に Regression をやり直さないと大きな誤差が生じる

一般に Markov 過程でモデル化された原資産の初期値パラメータ に関する Greeks であれば、Freezing の誤差はないが、そうでない 場合は Freezing により誤差が生じうる。

## Implicit 法を用いた Freezing method

#### Table: Test result of Delta

method	mean	stdev
analytic	5.19	0.13
Non Freezing	5.16	0.12
Freezing	5.16	0.12

#### Table: Test result of Vega

mean	stdev
1264.77	61.08
1262.38	60.99
1262.38	60.99
	1264.77 1262.38

Implicit method を使った場合、Delta も Vega もうまくいく理由の 分析

$$\frac{\partial}{\partial \theta} E[F(X(T,\theta)1_{\{V(X(t,\theta),\theta) \ge 0\}}] = E[\frac{\partial F}{\partial x}(X(T,\theta))\frac{\partial X(t,\theta)}{\partial \theta}]$$
$$+E[F(X(T,\theta))\delta_0(V(X(t,\theta),\theta))\frac{\partial V}{\partial x_2}(X(t,\theta),\theta)]$$

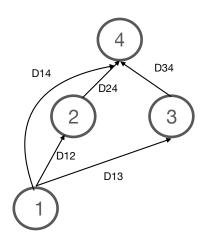
第二項目が Exposure 関数自体の  $\theta$  に関する変動を含んだ式になっている。ただし、次のように変形すると 0 になることがわかる。

(第二項) = 
$$E[E[F(X(T,\theta))|\mathcal{F}_t]\delta_0(V(X(t,\theta),\theta))\frac{\partial V}{\partial x_2}(X(t,\theta),\theta)]$$
  
=  $E[V(X(t,\theta))\delta_0(V(X(t,\theta),\theta))\frac{\partial V}{\partial x_2}(X(t,\theta),\theta)] = 0.$ 

#### Automatic Differentiation の仕組み

- 基本的な関数の合成を計算グラフで表現し、プログラム内に その構造を保持
- 基本的な関数の微分は既知なので、その関数もプログラムしておく
- 最終的に得られる関数は基本関数の合成なので、Tree をた どって、各ノードの微分を掛け合わせて行くことが、Chain rule に対応しており、最終的な Greeks が求められる

LAutomatic Differentiation



$$\frac{dx_4}{dx_1} = D14 + D12 * D24 + D13 * D34$$

LAutomatic Differentiation

## XVA 計算における AD のメリット、デメリット

#### メリット

- 通常の値の計算の数倍(10未満?)で大量の Greeks 計算が出来る。
- 真の関数の微分を実装しているので、差分法のようなバイア スがない。

#### デメリット

- 大量のメモリが必要
- On memory で一気通貫で計算しないと厳しい。途中で中間 データを出力しながらだと、巨大なヤコビ行列を計算する必 要が生じる。
- 途中に滑らかでない関数が入ると一気に依存するポイントの Greeks がおかしくなる
- path ごとの微分を行なっていくので、熱核で積分して滑らか になる要素が含まれていない。

XVA and its Greeks Calculation LXVA の Greeks 計算 LAutomatic Differentiation

#### AAD の最近の進展

- Stochastic AAD
- MVA への応用
- ccp