

Schémas numériques: erreur forte - erreur faible

Exemples en C++

Vincent Lemaire
vincent.lemaire@upmc.fr

Préambule

- Fonctions à nombre variable d'arguments
- Diffusions paramétriques
- Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

Erreur forte

- Erreur forte d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes
- Estimation de l'erreur forte

Erreur faible

- Erreur faible d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes

A propos du CIR

- Rappels sur le CIR
- Schéma « en valeur absolue »
- Schéma implicite
- Fonction **`dynamic_cast`**
- Erreur forte : comparaisons des schémas
- Erreur faible : comparaisons des schémas

Préambule

Fonctions à nombre variable d'arguments

Diffusions paramétriques

Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

Erreur forte

Erreur forte d'un schéma

Exemple sur Black-Scholes

Estimation de l'erreur forte

Erreur faible

Erreur faible d'un schéma

Exemple sur Black-Scholes

A propos du CIR

Rappels sur le CIR

Schéma « en valeur absolue »

Schéma implicite

Fonction **`dynamic_cast`**

Erreur forte : comparaisons des schémas

Erreur faible : comparaisons des schémas

Fonctions à nombre variable d'arguments

Comme la fonction `printf` en C, une fonction peut prendre un nombre variable d'arguments. Il suffit que le premier argument contienne suffisamment d'information (nombre des arguments suivants ; ou nombre et type des arguments suivants).

Pour cela il existe

- ▶ le type `va_list`
- ▶ les macros `va_start`, `va_end`, et `va_arg`
- ▶ un prototype de fonction de la forme `T f(T1 arg1, ...)`.

Ces fonctions sont définies dans la librairie standard du C et reprises dans le C++.

Diffusions paramétriques

But : Fournir une classe abstraite facile à utiliser pour définir des EDS paramétriques.

```
1 template <typename T, typename S>
2 struct sde {
3     sde(int n, ...) : p(n) {
4         va_list vl;
5         va_start(vl, n);
6         for (int i = 0; i < n; i++)
7             p[i] = va_arg(vl, double);
8         va_end(vl);
9     };
10    virtual T drift(T) = 0;
11    virtual S sigma(T) = 0;
12    std::vector<double> p;
13 };
```

En C++11 on peut remplacer ce vieux mécanisme utilisant le préprocesseur (`va_list`, `va_start`, `va_arg`, `va_end`) par des variadic templates.

Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

Par exemple pour le modèle de Black-Scholes en dimension 1, on définit

```
2 struct BS : public sde<double, double> {  
    BS(double r, double sigma) : sde<double, double>(2, r, sigma) {};  
    double drift(double x) { return p[0]*x; };  
4    double sigma(double x) { return p[1]*x; };  
};
```

On va maintenant définir une classe abstraite `scheme_diff_unidim` pour faciliter l'implémentation de schémas de la forme $X_{n+1} = f(X_n, G_{n+1})$ où G_{n+1} est une v.a. Gaussienne. qui contient

- ▶ une méthode virtuelle `algo` qui fait tout le travail *i.e.* qui code f ...
- ▶ des opérateurs `+=` et `++` qui appellent la fonction `algo` et mettent à jour l'état du schéma,
- ▶ une fonction `init()` qui réinitialise le schéma : $n = 0$ et $X_n = x_0$,
- ▶ un opérateur `()` qui exécute `algo` de 0 à N ,
- ▶ des fonctions d'accès à l'état interne du schéma : `iter`, `current`, `last_alea`, `pas`, `nb_iter`, `eds`.

Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

```
1 struct scheme_diff_unidim {
2     typedef double result_type;
3     scheme_diff_unidim(double x0, sde<double, double> &X, double h, int N)
4         :x0(x0),X(X),h(h),s_h(sqrt(h)),N(N),n(0),state(x0),acc_brownian(0,s_h) {};
5     virtual double algo(double acc_brown) = 0;
6     scheme_diff_unidim& operator+=(double acc_brown) {
7         algo(last_acc = acc_brown);
8         ++n;
9         return *this;
10    };
11    scheme_diff_unidim& operator++() { return operator+=(acc_brownian()); };
12    scheme_diff_unidim& operator++(int) { /* postfix: a faire ! ... */ };
13    void init() { n = 0; state = x0; };
14    bool not_end() const { return (n < N); };
15    double operator()() { /* au tableau */ };
16    // fonctions d'accès...
17    protected:
18        int n, N;
19        double h, s_h, x0, state, last_acc;
20        sde<double, double> &X;
21        gaussian acc_brownian;
22 };
```

Rq : que pensez-vous du champ X?

Schéma d'Euler

On rappelle le schéma d'Euler pour une diffusion :

$$X_{t_{n+1}} = X_{t_n} + b(X_{t_n})h + \sigma(X_{t_n})\sqrt{h}G_{n+1}, \quad X_0 = x_0.$$

Le code sera simplement :

```
2 struct euler : public scheme_diff_unidim {  
    euler(double x0, sde<double, double> &X, double h, int N)  
        : scheme_diff_unidim(x0, X, h, N) {};  
4    double algo(double acc_brown) {  
        return state += X.drift(state)*h + X.sigma(state)*acc_brown;  
6    };  
};
```

Rappel : Toutes les méthodes/opérateurs de la classe `scheme_diff_unidim` seront utilisables par un objet de la classe `euler`.

Schéma de Milstein

On rappelle le schéma de Milstein pour une diffusion :

$$X_{t_{n+1}} = X_{t_n} + b(X_{t_n})h + \sigma(X_{t_n})\sqrt{h}G_{n+1} + \frac{1}{2}(\sigma\sigma')(X_{t_n})(G_{n+1}^2 - 1)h.$$

On peut aussi utiliser la version équivalente de Newton (sans σ')

$$X_{t_{n+1}} = X_{t_n} + b(X_{t_n})h - \sigma(X_{t_n})\sqrt{h} + \tilde{\sigma}_{n+1}\sqrt{h}(G_{n+1} - 1),$$

$$\text{avec } \tilde{\sigma}_{n+1} = \sigma\left(X_{t_n} + \frac{1}{2}\sigma(X_{t_n})\sqrt{h}(G_{n+1} - 1)\right).$$

Le code s'écrit :

```
1 struct milstein : public scheme_diff_unidim {  
2     milstein(double x0, sde<double, double> &X, double h, int N)  
      : scheme_diff_unidim(x0, X, h, N) {};  
4     double algo(double acc_brown) {  
      double z = acc_brown - s_h;  
6      double y = X.sigma(state + 0.5*X.sigma(state)*z);  
      return state += X.drift(state)*h - X.sigma(state)*s_h + y*z;  
8     };  
};
```

Préambule

- Fonctions à nombre variable d'arguments
- Diffusions paramétriques
- Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

Erreur forte

- Erreur forte d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes
- Estimation de l'erreur forte

Erreur faible

- Erreur faible d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes

A propos du CIR

- Rappels sur le CIR
- Schéma « en valeur absolue »
- Schéma implicite
- Fonction **`dynamic_cast`**
- Erreur forte : comparaisons des schémas
- Erreur faible : comparaisons des schémas

Erreur forte d'un schéma

Soit $(x_t)_{t \geq 0}$ le processus de diffusions solution sur $[0, T]$ de

$$dx_t = b(x_t)dt + \sigma(x_t)dW_t, \quad x_0 \in \mathbf{R}^d,$$

avec b et σ Lipschitz, et $(X_t^h)_{t \geq 0}$ un schéma d'approximation de pas $h = \frac{T}{N}$ partant de $X_0^N = x_0$.

On dit que le schéma est d'erreur forte \mathbf{L}^p d'ordre α si

$$\left\| \sup_{t \in [0, T]} |x_t - X_t^h| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

ou encore

$$\left\| \sup_{k \in \{0, \dots, N\}} |x_{t_k} - X_{t_k}^h| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

Erreur forte d'un schéma

Soit $(x_t)_{t \geq 0}$ le processus de diffusions solution sur $[0, T]$ de

$$dx_t = b(x_t)dt + \sigma(x_t)dW_t, \quad x_0 \in \mathbf{R}^d,$$

avec b et σ Lipschitz, et $(X_t^h)_{t \geq 0}$ un schéma d'approximation de pas $h = \frac{T}{N}$ partant de $X_0^N = x_0$.

On dit que le schéma est d'erreur forte \mathbf{L}^p d'ordre α si

$$\left\| \sup_{t \in [0, T]} |x_t - X_t^h| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

ou encore

$$\left\| \sup_{k \in \{0, \dots, N\}} |x_{t_k} - X_{t_k}^h| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

- ▶ Schéma d'Euler : erreur forte d'ordre $\frac{1}{2}$ dans tout \mathbf{L}^p ($p > 0$).
- ▶ Schéma de Milstein : erreur forte d'ordre 1 dans tout \mathbf{L}^p ($p > 0$) (dim 1...).

Exemple sur Black-Scholes (dim 1)

Rappel : Pour Black-Scholes **on connaît** la vraie solution

$$\forall t \in [0, T], \quad x_t = x_0 e^{\left(r - \frac{\sigma^2}{2}\right)t + \sigma W_t}.$$

Le schéma d'Euler de pas $h = \frac{T}{N}$ s'écrit

$$X_{t_{k+1}}^h = X_{t_k}^h + rX_{t_k}^h h + \sigma X_{t_k}^h \sqrt{h} G_{k+1}.$$

Le schéma de Milstein de pas $h = \frac{T}{N}$ s'écrit

$$X_{t_{k+1}}^h = X_{t_k}^h + \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)X_{t_k}^h h + \sigma X_{t_k}^h \sqrt{h} G_{k+1} + \frac{1}{2}\sigma^2 X_{t_k}^h G_{k+1}^2.$$

Exemple sur Black-Scholes (dim 1)

Rappel : Pour Black-Scholes **on connaît** la vraie solution

$$\forall t \in [0, T], \quad x_t = x_0 e^{\left(r - \frac{\sigma^2}{2}\right)t + \sigma W_t}.$$

Le schéma d'Euler de pas $h = \frac{T}{N}$ s'écrit

$$X_{t_{k+1}}^h = X_{t_k}^h + rX_{t_k}^h h + \sigma X_{t_k}^h \sqrt{h} G_{k+1}.$$

Le schéma de Milstein de pas $h = \frac{T}{N}$ s'écrit

$$X_{t_{k+1}}^h = X_{t_k}^h + \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)X_{t_k}^h h + \sigma X_{t_k}^h \sqrt{h} G_{k+1} + \frac{1}{2}\sigma^2 X_{t_k}^h G_{k+1}^2.$$

Attention : Il faut calculer $\sup_k |x_{t_k} - X_{t_k}^h|$ sur le même événement ω i.e. la même trajectoire Brownienne $(W_t)_{t \geq 0}$.

Pour faciliter le calcul de cette erreur, on définit un schéma true_BS qui calcule x_{t_k} aux mêmes instants t_k que le schéma à étudier.

Schéma exact true_BS

```
2 // ne s'applique qu'avec la sde BS !!
3 struct true_BS : public scheme_diff_unidim {
4     true_BS(double x0, BS &X, double h, int N)
5         : scheme_diff_unidim(x0, X, h, N),
6           mu(X.p[0]-0.5*X.p[1]*X.p[1]) {};
7     double algo(double acc_brown) {
8         return state *= exp(mu*h + X.p[1]*acc_brown);
9     };
10    private:
11        double mu;
12 };
```

Remarque : Première façon de restreindre un schéma à une sde, on verra une seconde façon de faire un peu plus loin...

« Payoff » de l'erreur forte L^2

```
template <typename Scheme1, typename Scheme2>
2 struct erreur_forte {
    erreur_forte(Scheme1 S1, Scheme2 S2) : S1(S1), S2(S2) {};
4    double operator()() {
        double max_err = 0, erreur = 0;
6        for (S1.init(), S2.init();
            S1.not_end() && S2.not_end();
            ++S1, S2+=S1.last_alea()) {
8            erreur = fabs(S1.current()-S2.current());
10           max_err = (erreur > max_err) ? erreur : max_err;
        }
12        return max_err*max_err;
    };
14 protected:
    Scheme1 S1;
16    Scheme2 S2;
};
```


Black-Scholes - Erreur forte du schéma d'Euler

En live...

Black-Scholes - Erreur forte du schéma de Milstein

En live...

Autre estimation

Comment estimer l'erreur forte d'un schéma sans connaître la vraie solution ?

► Si $\left\| \sup_k |x_{t_k} - X_{t_k}^h| \right\|_p \longrightarrow 0$ alors

$$\left\| \sup_k |x_{t_k} - X_{t_k}^h| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha) \iff \left\| \sup_k |X_{t_k}^h - X_{t_{2k}}^{h/2}| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

Autre estimation

Comment estimer l'erreur forte d'un schéma sans connaître la vraie solution ?

► Si $\left\| \sup_k |x_{t_k} - X_{t_k}^h| \right\|_p \longrightarrow 0$ alors

$$\left\| \sup_k |x_{t_k} - X_{t_k}^h| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha) \iff \left\| \sup_k |X_{t_k}^h - X_{t_{2k}}^{h/2}| \right\|_p = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

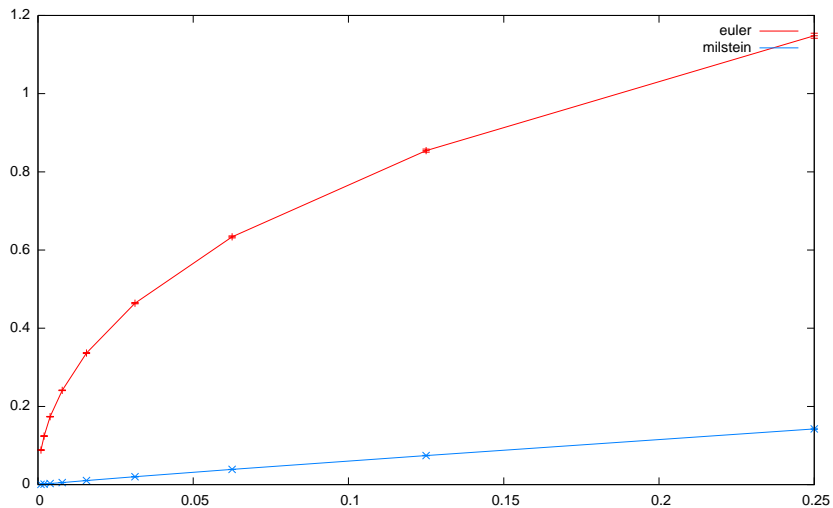
Il faut donc construire les schémas $(X_{kh}^h)_{k=0,\dots,N}$ et $(X_{\frac{kh}{2}}^{h/2})_{k=0,\dots,2N}$ en « utilisant » la même trajectoire brownienne...

On fera de même pour mettre en œuvre l'extrapolation de Richardson-Romberg qui permet de gagner un ordre pour l'erreur faible.

« Payoff » de l'erreur forte L^2 approchée

```
2  template <typename Scheme>
3  struct erreur_forte_app {
4      erreur_forte_app(Scheme S1) : S1(S1),
5          S2(S1.current(), S1.eds(), S1.pas()*0.5, S1.nb_iter()*2) {};
6      double operator()() {
7          double max_err = 0, erreur = 0, acc_B1, acc_B2;
8          for (S1.init(), S2.init(); S2.not_end();) {
9              acc_B1 = (++S2).last_alea();
10             acc_B2 = (++S2).last_alea();
11             S1+=(acc_B1 + acc_B2);
12             erreur = fabs(S1.current()-S2.current());
13             max_err = (erreur > max_err) ? erreur : max_err;
14         }
15         return max_err*max_err;
16     };
17     protected:
18         Scheme S1;
19         Scheme S2;
20 };
```

Black-Scholes - Erreur forte approchée



Préambule

- Fonctions à nombre variable d'arguments
- Diffusions paramétriques
- Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

Erreur forte

- Erreur forte d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes
- Estimation de l'erreur forte

Erreur faible

- Erreur faible d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes

A propos du CIR

- Rappels sur le CIR
- Schéma « en valeur absolue »
- Schéma implicite
- Fonction **`dynamic_cast`**
- Erreur forte : comparaisons des schémas
- Erreur faible : comparaisons des schémas

Erreur faible d'un schéma

Soit $(x_t)_{t \geq 0}$ le processus de diffusions solution sur $[0, T]$ de

$$dx_t = b(x_t)dt + \sigma(x_t)dW_t, \quad x_0 \in \mathbf{R}^d,$$

avec b et σ dans \mathcal{C}^∞ à dérivées bornées, et $(X_t^h)_{t \geq 0}$ un schéma d'approximation de pas $h = \frac{T}{N}$ partant de $X_0^N = x_0$.

On dit que le schéma est d'erreur faible d'ordre α si

$$\forall f \ll \text{régulière} \gg, \quad \mathbf{E}[f(x_t)] - \mathbf{E}[f(X_t^h)] = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

Erreur faible d'un schéma

Soit $(x_t)_{t \geq 0}$ le processus de diffusions solution sur $[0, T]$ de

$$dx_t = b(x_t)dt + \sigma(x_t)dW_t, \quad x_0 \in \mathbf{R}^d,$$

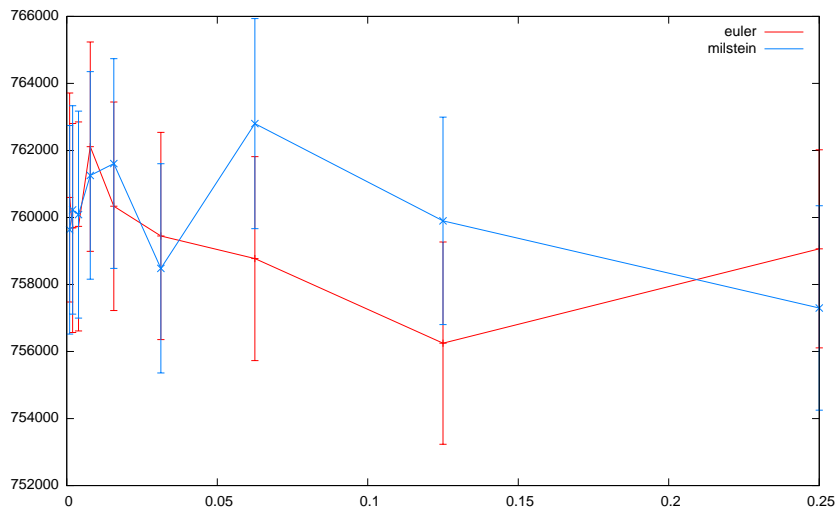
avec b et σ dans \mathcal{C}^∞ à dérivées bornées, et $(X_t^h)_{t \geq 0}$ un schéma d'approximation de pas $h = \frac{T}{N}$ partant de $X_0^N = x_0$.

On dit que le schéma est d'erreur faible d'ordre α si

$$\forall f \ll \text{régulière} \gg, \quad \mathbf{E}[f(x_t)] - \mathbf{E}[f(X_t^h)] = \mathcal{O}(h^\alpha)$$

- ▶ Schéma d'Euler : erreur faible d'ordre 1.
- ▶ Schéma de Milstein : erreur faible d'ordre 1.

Exemple sur Black-Scholes (avec une fonction f donnée)



Comment interpréter ce graphe ?

Préambule

- Fonctions à nombre variable d'arguments
- Diffusions paramétriques
- Classe abstraite `scheme_diff_unidim`

Erreur forte

- Erreur forte d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes
- Estimation de l'erreur forte

Erreur faible

- Erreur faible d'un schéma
- Exemple sur Black-Scholes

A propos du CIR

- Rappels sur le CIR
- Schéma « en valeur absolue »
- Schéma implicite
- Fonction **`dynamic_cast`**
- Erreur forte : comparaisons des schémas
- Erreur faible : comparaisons des schémas

Rappels sur le CIR

Soit $(\alpha, \lambda, \sigma) \in (\mathbf{R}_+^*)^3$ tel que $\sigma^2 < 2\alpha$. Alors l'EDS

$$dx_t = (\alpha - \lambda x_t)dt + \sigma\sqrt{x_t}dW_t, \quad x_0 > 0,$$

a une unique solution $(x_t)_{t \geq 0}$, et pour tout $t \geq 0$, $x_t > 0$.

- Simulation exacte possible mais coûteuse...
cf. slides sur simulation exacte.

Rappels sur le CIR

Soit $(\alpha, \lambda, \sigma) \in (\mathbf{R}_+^*)^3$ tel que $\sigma^2 < 2\alpha$. Alors l'EDS

$$dx_t = (\alpha - \lambda x_t)dt + \sigma\sqrt{x_t}dW_t, \quad x_0 > 0,$$

a une unique solution $(x_t)_{t \geq 0}$, et pour tout $t \geq 0$, $x_t > 0$.

- Simulation exacte possible mais coûteuse...
cf. slides sur simulation exacte.

Classe CIR dérivée de la classe `sde<double, double>` :

```
struct CIR : public sde<double, double> {  
2   CIR(double alpha, double lambda, double sigma)  
    : sde<double, double>(3, alpha, lambda, sigma) {};  
4   double drift(double x) { return p[0] - p[1]*x; };  
    double sigma(double x) { return p[2]*sqrt(x); };  
6 };;
```

Schéma « en valeur absolue »

Schéma proposé par Diop

$$X_{t_k+1}^h = \left| X_{t_k}^h + (\alpha - \lambda X_{t_k}^h)h + \sigma \sqrt{X_{t_k}^h} \sqrt{h} G_{k+1} \right|, \quad X_0^h = x_0.$$

- ▶ Erreur forte d'ordre $\frac{1}{2}$
- ▶ Erreur faible d'ordre 1

Schéma « en valeur absolue »

Schéma proposé par Diop

$$X_{t_{k+1}}^h = \left| X_{t_k}^h + (\alpha - \lambda X_{t_k}^h)h + \sigma \sqrt{X_{t_k}^h} \sqrt{h} G_{k+1} \right|, \quad X_0^h = x_0.$$

- ▶ Erreur forte d'ordre $\frac{1}{2}$
- ▶ Erreur faible d'ordre 1

On peut aussi introduire (pour les tests numériques) un schéma de Milstein « en valeur absolue »

$$X_{t_{k+1}}^h = \left| X_{t_k}^h + (\alpha - \lambda X_{t_k}^h)h + \sigma \sqrt{X_{t_k}^h} \sqrt{h} G_{k+1} + \frac{\sigma^2}{4} (G_{k+1}^2 - 1)h \right|, \quad X_0^h = x_0.$$

Erreur forte, erreur faible ??

Schéma implicite

Cf. sujet d'examen mars 2008, d'après un papier d'A. Alfonsi.

Par Itô, on a $y_t = \sqrt{x_t}$ qui vérifie

$$dy_t = \left(\frac{\alpha - \sigma^2/4}{2y_t} - \frac{\lambda}{2} y_t \right) dt + \frac{\sigma}{2} dW_t, \quad y_0 = \sqrt{v_0}.$$

On considère le schéma implicite (coefficient de diffusion constant donc pas de problème de définition...)

$$Y_{t_{k+1}} = Y_{t_k} + \left(\frac{\alpha - \sigma^2/4}{2Y_{t_{k+1}}} - \frac{\lambda}{2} Y_{t_{k+1}} \right) h + \frac{\sigma}{2} \sqrt{h} G_{k+1}, \quad Y_0 = \sqrt{v_0},$$

i.e. pour tout $k \in \{0, \dots, N-1\}$, $Y_{t_{k+1}}$ solution du polynôme

$$\left(1 + \frac{\lambda}{2} h \right) y^2 - \left(Y_{t_k} + \frac{\sigma}{2} \sqrt{h} G_{k+1} \right) y - \frac{\alpha - \sigma^2/4}{2} h = 0.$$

Schéma implicite -2-

Le code du schéma implicite Y_{t_k} peut s'écrire de la façon suivante :

```
1 struct implicit_CIR : public scheme_diff_unidim {  
2     implicit_CIR(double x0, sde<double, double> &X, double h, int N)  
3     : scheme_diff_unidim(x0, X, h, N) {  
4         try { dynamic_cast<CIR&>(X); }  
5         catch (const std::bad_cast& e) {  
6             std::cerr << "Schéma correct que pour le CIR !" << std::endl;  
7             }  
8     };  
9     double algo(double acc_brown) {  
10        double a = (1 + 0.5*X.p[1]*h);  
11        double b = - (0.5*X.p[2]*acc_brown + sqrt(state));  
12        double c = - 0.5*(X.p[0] - 0.25*X.p[2]*X.p[2])*h;  
13        double y = (-b+sqrt(b*b-4*a*c)) / (2*a);  
14        return state = y*y;  
15    };  
16 };
```

- ▶ Deuxième façon de restreindre un schéma numérique à un type de sde. Quel est l'avantage de cette méthode ? (Tester la première méthode *i.e.* avec le constructeur `implicit_CIR(double x0, CIR &X, ...)` avec le fonctor `erreur_forte_app`. Quelle est l'erreur ? Pourquoi ?)
- ▶ A partir de ce schéma on peut aussi considérer une approximation au premier ordre pour obtenir un schéma explicite (testé dans les simulations qui suivent).

Fonction **dynamic_cast**

La fonction **dynamic_cast** permet de « downcaster » : de convertir l'adresse d'une classe mère en l'adresse d'une classe dérivée.

- ▶ si la conversion est impossible :
 - ▶ renvoie un pointeur NULL si le **dynamic_cast** se fait sur les pointeurs
 - ▶ renvoie une exception : un objet `std::bad_cast` si le **dynamic_cast** se fait sur les références
- ▶ mécanisme lent à n'utiliser que si nécessaire

Exemple (version pointeur) :

```
| gaussian *G = dynamic_cast<gaussian*>(Y);
```

Pour gérer les erreurs :

```
| expo *E = dynamic_cast<expo*>(Y);  
2 | if (E == 0) cout << "Erreur: pas une expo" << endl;
```

Fonction **dynamic_cast**

La fonction **dynamic_cast** permet de « downcaster » : de convertir l'adresse d'une classe mère en l'adresse d'une classe dérivée.

- ▶ si la conversion est impossible :
 - ▶ renvoie un pointeur NULL si le **dynamic_cast** se fait sur les pointeurs
 - ▶ renvoie une exception : un objet `std::bad_cast` si le **dynamic_cast** se fait sur les références
- ▶ mécanisme lent à n'utiliser que si nécessaire

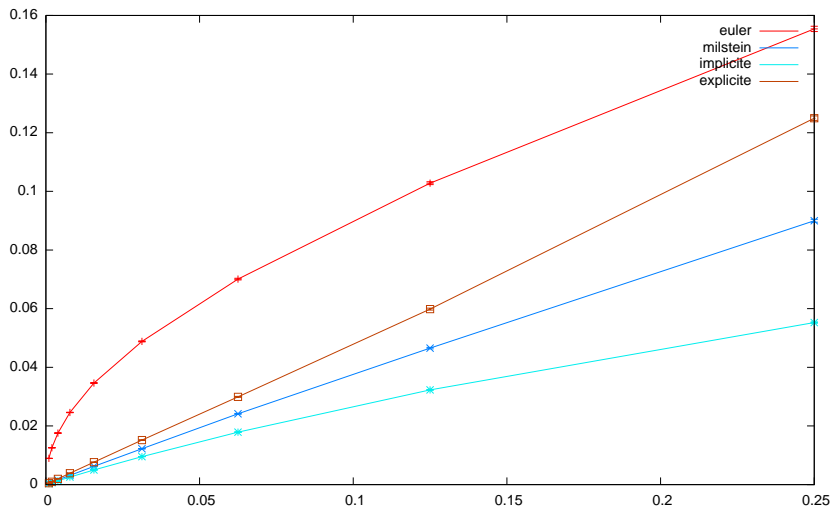
Exemple (version référence) :

```
| gaussian &G = dynamic_cast<gaussian&>(X);
```

Pour gérer les erreurs :

```
2 | try {  
   |     expo &E = dynamic_cast<expo&>(X);  
   | }  
4 | catch (const std::bad_cast& e) {  
   |     cout << "Erreur: par une expo" << endl;  
6 | }
```

Erreur forte : comparaisons des schémas



Erreur faible : comparaisons des schémas

