

Matière non-exhaustive pour l'examen du cours de Modélisation et Simulation

Théo Verhelst

12 janvier 2017

Table des matières

1	Introduction	1
2	Contenu	1
2.1	Propriétés de la fonction de transition	1
2.2	Accessibilité	1
2.3	Observabilité	1
2.4	Notions de stabilité	1
2.5	Critère de stabilité de Liapounov	2
2.6	Propriétés des systèmes linéaires continus	2
2.7	Relation entre stabilité et le critère de Hurwitz	2
2.8	Solutions générale d'un système linéaire du second ordre	3
2.9	Principe de superposition des effets dans le cas d'un système linéaire du second ordre	3
2.10	Classier la stabilité des systèmes de seconde ordre par rapport à la matrice des coefficients	3
2.11	Relation entre linéarisation et stabilité	4
2.12	Notion de diagramme de bifurcation	4
2.13	Cycle limite	4
2.14	Dimensionnalité d'un ensemble fractal	5
2.15	Système chaotique	5
2.16	Equation caractéristique et solutions d'un système linéaire à temps discret	5
2.17	Étude graphique d'une équation linéaire affine à un pas	5
2.18	Diagramme de bifurcation de la fonction logistique	6
2.19	Invariant	6
2.20	Invariant attracteur	6
2.21	Exposant de Liapounov	6
2.22	Horizon de prédictibilité	6
2.23	Problèmes à la bases des méthodes de Monte Carlo	7
2.24	Propriété importante des problèmes de Monte Carlo	7
2.25	Composantes d'un algorithme Monte Carlo	7
2.26	Propriétés d'un générateur de nombre pseudo-aléatoires uniformes	7
2.27	Méthode de la transformation inverse	8

1 Introduction

Ce document reprend les notions listées par Mr. Bontempi comme étant des questions potentielles à son examen oral, et y répond à partir du contenu du syllabus.
Sont reprises également quelques autres notions importantes tirées du cours.

Note : Toutes les notions ne sont pas explicitées formellement, car Mr. Bontempi m'a assuré que seul la compréhension des concepts est évaluée, pas la restitution pure des définitions.

Note 2 : Les variables et conventions de notation utilisées sont basées sur celles du syllabus.

2 Contenu

2.1 Propriétés de la fonction de transition

- *Consistance* : Si l'état du système au temps t est x , la fonction de transition à l'instant t doit donner x .

$$\varphi(t, t, x, u(\cdot)) = x \quad \forall t \in T, x \in X, u(\cdot) \in \Omega$$

- *Irreversibilité* : φ est définie pour tout $t \geq t_0, t \in T$
- *Composition* : Si l'entrée $u(\cdot)$ fait évoluer l'état de x_0 à $\varphi(t_2, t_0, x_0, u(\cdot))$ durant $[t_0, t_2]$ en passant par $x(t_1)$, alors la même entrée fera passer l'état de $x(t_1)$ à $\varphi(t_2, t_0, x_0, u(\cdot))$ durant $[t_1, t_2]$.
- *Causalité* : Si deux fonction d'entrées sont identiques sur un intervalles, elles auront le même effet dans cette intervalle sur un système donné pour un état initial donné.

2.2 Accessibilité

Un état x_2 est *accessible* à l'instant t_2 à partir d'un état x_1 si $\exists t_1, u(\cdot)$ tels que

$$\varphi(t_2, t_1, x_1, u(\cdot)) = x_2$$

2.3 Observabilité

Un état est dit *observable* à l'instant t_0 s'il est possible de déterminer un intervalle de temps $[t_1, t_2]$ et une fonction d'entrée $u(\cdot)$ qui puisse permettre la reconstruction de manière univoque de l'état $x(t_0)$ à partir de $u_{[t_0, t_2]}(\cdot)$ et $y_{[t_0, t_2]}(\cdot)$.

2.4 Notions de stabilité

Un système est dit *stable* si une petite perturbation de son état initial n'induit pas une grande perturbation de son comportement au cours du temps.

Plus formellement, un mouvement avec une condition initiale \bar{x} est stable si pour tout voisinage V_ϵ de ce mouvement, on peut trouver une condition initiale proche de \bar{x} telle que le mouvement partant de cette condition initiale perturbée reste dans le voisinage V_ϵ .

2.5 Critère de stabilité de Liapounov

Soit un système à temps continu

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t))$$

où le vecteur de fonctions $f(\cdot, \cdot)$ est continu ainsi que ses dérivées partielles.

Soit \bar{x} un état d'équilibre pour la fonction d'entrée constante \bar{u} .

- *Critère de stabilité de Liapounov* : S'il existe une fonction $V(\cdot)$ continue (et que ses dérivées partielles sont également continues), qui soit définie positive en \bar{x} et telle que sa dérivée par rapport au temps soit semi-définie négative en \bar{x} , alors \bar{x} est un état d'équilibre stable. Avec

$$\dot{V}(x) = \frac{dV(x)}{dt} = \langle \nabla V(x), f(x, \bar{u}) \rangle = \sum_{i=1}^n \frac{\partial V}{\partial x_i} \dot{x}_i(t)$$

où le gradient de V est

$$\nabla V(x) = \left[\frac{\partial V}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial V}{\partial x_n} \right]$$

et où $\langle \cdot, \cdot \rangle$ désigne le produit scalaire.

- *Critère de stabilité asymptotique de Liapounov* : Si le critère de stabilité de Liapounov est satisfait et que $\dot{V}(\cdot)$ est définie négative (et non uniquement semi-définie négative) en \bar{x} , alors \bar{x} est asymptotiquement stable.

Dans ce cas, une telle fonction V est appelée fonction de Liapounov.

- *Critère d'instabilité de Liapounov* : Même restrictions que pour le critère de stabilité de Liapounov, si ce n'est que $\dot{V}(\cdot)$ doit être définie positive, et non (semi-)définie négative. Si c'est le cas, alors \bar{x} est un état d'équilibre instable.

2.6 Propriétés des systèmes linéaires continus

Définissons d'abord deux notions sur les mouvements :

- Le *mouvement libre* est obtenu quand la fonction d'entrée est nulle ($u(\cdot) = 0$).
- Le *mouvement forcé* est obtenu quand l'état initial est nul ($x(t_0) = 0$).

Un système linéaire jouit des propriétés suivantes :

- Tout mouvement est la somme des mouvements libre et forcés correspondants.
- Si l'état initial x_0 est une combinaison linéaire $ax_{01} + bx_{02}$ de deux états initiaux, alors le mouvement libre correspondant est la même combinaison linéaire des deux mouvements libres correspondant à x_{01} et x_{02} .
- Si la fonction d'entrée $u(\cdot)$ est une combinaison linéaire $au_1(\cdot) + bu_2(\cdot)$ de deux fonctions d'entrée, alors le mouvement forcé correspondant est la même combinaison linéaire des deux mouvements forcés correspondant à $u_1(\cdot)$ et $u_2(\cdot)$.
- La transformation de sortie η est une fonction linéaire.

2.7 Relation entre stabilité et le critère de Hurwitz

Satisfaire le critère de Hurwitz est équivalent à prouver que le système est asymptotiquement stable.

Le critère de Hurwitz se formule comme suit :

Soit le système linéaire invariant et autonome

$$\dot{x}(t) = Ax(t)$$

et soit

$$\Delta_A(\lambda) = \det(\lambda I - A) = \lambda^n + \sum_{i=1}^n a_i \lambda^{n-i}$$

son polynôme caractéristique. Posons

$$H = \begin{bmatrix} a_1 & 1 & 0 & 0 & \dots \\ a_3 & a_2 & a_1 & 1 & \dots \\ a_5 & a_4 & a_3 & a_2 & \dots \\ a_7 & a_6 & a_5 & a_4 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

où $a_{n+i} = 0 \quad \forall i > 0$.

Le critère de Hurwitz est satisfait si tous les mineurs principaux de H sont positifs.

2.8 Solutions générale d'un système linéaire du second ordre

Soit le système

$$\dot{x} = Ax \Leftrightarrow \begin{cases} \dot{x}_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 \\ \dot{x}_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 \end{cases}$$

Les valeurs propres de la matrice A sont les solutions $\lambda_{1,2}$ de l'équation

$$\det(\lambda I - A) = 0$$

En développant, on a

$$\lambda_{1,2} = \frac{a_{11} + a_{22} \pm \sqrt{(a_{11} + a_{22})^2 - 4(a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21})}}{2} = \frac{\text{tr}(A) \pm \sqrt{\text{tr}^2(A) - 4\det(A)}}{2}$$

Les vecteurs propres $v_{1,2}$ associés aux valeurs propres $\lambda_{1,2}$ sont définis par

$$\begin{cases} \lambda_1 v_1 = A v_1 \\ \lambda_2 v_2 = A v_2 \end{cases}$$

En développant, on peut trouver, $\forall i \in \{1, 2\}$

$$v_i = \begin{bmatrix} \frac{a_{12}}{\lambda_i - a_{11}} \\ 1 \end{bmatrix}$$

La solution générale du système est une combinaison linéaire de fonctions exponentielles caractérisée par ces valeurs et vecteurs propres, ainsi que par deux constantes $c_{1,2}$ déterminées par les conditions initiales :

$$\begin{aligned} x(t) &= c_1 v_1 e^{\lambda_1 t} + c_2 v_2 e^{\lambda_2 t} \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \dot{x}_1 = c_1 \left(\frac{a_{12}}{\lambda_1 - a_{11}} \right) e^{\lambda_1 t} + c_2 \left(\frac{a_{12}}{\lambda_2 - a_{11}} \right) e^{\lambda_2 t} \\ \dot{x}_2 = c_1 e^{\lambda_1 t} + c_2 e^{\lambda_2 t} \end{cases} \end{aligned}$$

2.9 Principe de superposition des effets dans le cas d'un système linéaire du second ordre

Note : je ne sais pas très bien ce qu'il veut qu'on dise à propos de ce point, étant donné qu'un système linéaire satisfait, par définition, les critères du principe de superposition des effets.

Soit le système

$$\begin{cases} \dot{x}(t) &= A(t)x(t) + B(t)u(t) \\ y(t) &= C(t)x(t) \end{cases}$$

où A, B, C sont des matrices 2×2 de fonctions continues en T . Alors, par le théorème 5.2 du syllabus, ce système est linéaire, et donc satisfait les critères du principe de superposition des effets.

2.10 Classifier la stabilité des systèmes de seconde ordre par rapport à la matrice des coefficients

Soit le système

$$\dot{x} = Ax \Leftrightarrow \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

Soient $\lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{C}$ les valeurs propres de la matrice A .

On peut alors dire que

— Le système est asymptotiquement stable si et seulement si

$$\Re(\lambda_i) < 0 \quad \forall i \in \{1, 2\}$$

— Le système est simplement stable si et seulement si

$$\begin{aligned} \Re(\lambda_i) &\leq 0 \\ \wedge ((\Re(\lambda_i) = 0) \Rightarrow \lambda_i \text{ est de multiplicité } 1) &\quad \forall i \in \{1, 2\} \end{aligned}$$

— Le système est instable dans tous les autres cas, c'est à dire si et seulement si

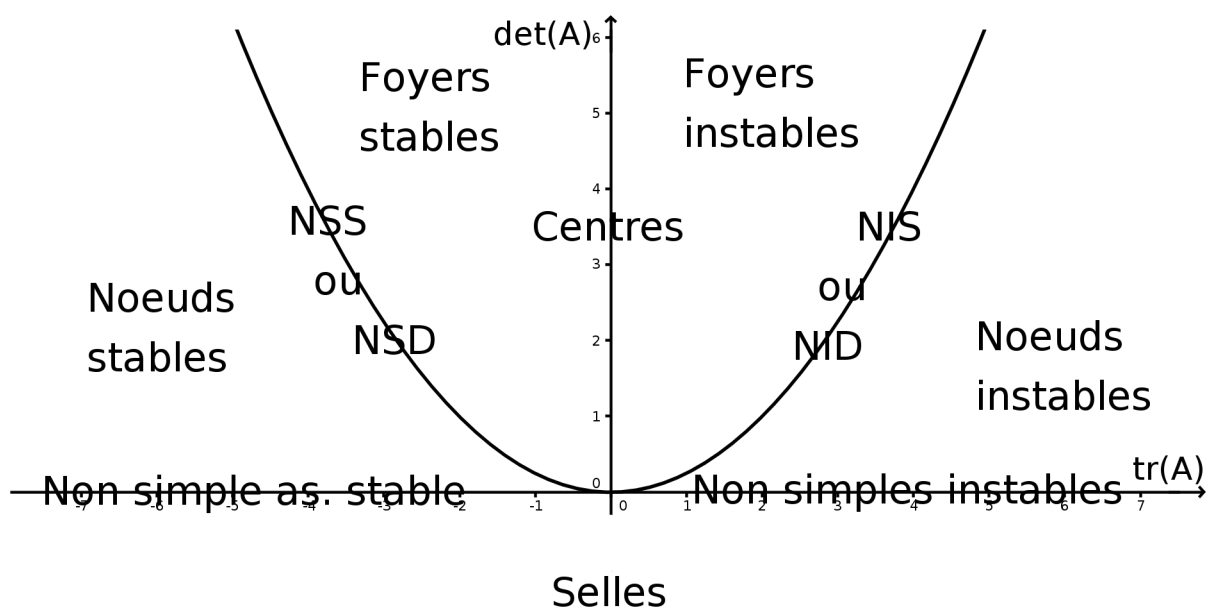
$$\begin{aligned} \exists i \in \{1, 2\} \text{ t.q. } \Re(\lambda_i) &> 0 \\ \vee \exists i \in \{1, 2\} \text{ t.q. } \lambda_i \text{ est de multiplicité } &> 1 \end{aligned}$$

De plus, soient

$$\text{tr}(A) = a_{11} + a_{22}$$

$$\det(A) = a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21}$$

On peut également classer les systèmes en fonction de leur trace et de leur déterminant :



NSS : noeuds stables singuliers
NSD : noeuds stables dégénérés
NIS : noeuds instables singuliers
NID : noeuds instables dégénérés

La parabole des noeuds singuliers ou dégénérés est d'équation

$$\det(A) = \frac{(\text{tr}(A))^2}{4}$$

2.11 Relation entre linéarisation et stabilité

Soit le système

$$\dot{x} = f(x, u)$$

avec un point d'équilibre \bar{x} et sa linéarisation en \bar{x}, \bar{u}

$$\dot{x} = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} x + \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} u = Ax + Bu$$

- Si le système linéarisé est asymptotiquement stable (c'est-à-dire toutes les valeurs propres de A sont négatives), alors l'état d'équilibre \bar{x} est asymptotiquement stable.
- Si la matrice A du système linéarisé a une ou plusieurs valeurs propres avec partie réelle positive, alors l'état d'équilibre \bar{x} du système est instable.

2.12 Notion de diagramme de bifurcation

Dans le cadre d'un système paramétrique continu d'ordre 1, un diagramme de bifurcation est un graphique représentant la position des points fixes du système (en ordonnée) en fonction du paramètre (en abscisse).

2.13 Cycle limite

Un cycle limite est une trajectoire fermée et isolée. Isolée veut dire que les trajectoire avoisinantes ne sont pas closes.

Un cycle limite peut être stable (ou attracteur), instable ou demi-stable. Ce dernier cas représente un cycle limite dont les trajectoires intérieures (extérieures) convergent, alors que les trajectoires extérieures (intérieures) divergent.

2.14 Dimensionnalité d'un ensemble fractal

Pour une courbe ou une surface fractale créée par un processus de fragmentation avec N copies de taille r , la *dimension fractale* D_0 (ou *dimension de Hausdorff*) de cette courbe est :

$$D_0 = \frac{\log N}{\log r^{-1}}$$

2.15 Système chaotique

Un comportement chaotique est un comportement apériodique à long terme d'un système déterministe qui affiche une sensible dépendance aux conditions initiales. De plus, l'état du système évolue dans une région bornée de l'espace des phases (appelée *attracteur*), et ne converge pas vers un point fixe, un cycle limite ou une orbite (quasi-)périodique.

Note : Un système dont l'état tends vers l'infini n'est pas considéré chaotique, bien que les trajectoire peuvent diverger de manière exponentielle, car on considère que l'infini est alors un point fixe.

Un système chaotique est un système dont le comportement est chaotique.

2.16 Équation caractéristique et solutions d'un système linéaire à temps discret

Soit le système

$$x(k+n) + \sum_{i=0}^{n-1} a_i(k)x(k+i) = g(k)$$

L'équation homogène associée est

$$x(k+n) + \sum_{i=0}^{n-1} a_i(k)x(k+i) = 0$$

L'équation caractéristique associée à l'équation homogène est

$$\lambda^n + \sum_{i=0}^{n-1} \lambda^i a_i = 0$$

Pour toute solution λ de multiplicité m de l'équation caractéristique, on a

$$x^{(i)}(k) = k^i \lambda^k \quad 0 \leq i < m$$

m solutions linéairement indépendantes de l'équation homogène.

Toute solution de l'équation homogène peut s'écrire sous la forme

$$x^{(h)} = \sum_{i=0}^{n-1} c_i x^{(i)}(k)$$

où les $x^{(i)}(k)$ sont n solutions linéairement indépendantes de l'équation homogène, et les constantes c_i sont déterminées arbitrairement, ou en fonction des conditions initiales.

Soit $x^{(p)}(k)$ une solution particulière de l'équation non-homogène. Toute solution générale de l'équation non-homogène est de la forme

$$x(k) = x^{(p)}(k) + x^{(h)}(k)$$

2.17 Étude graphique d'une équation linéaire affine à un pas

Soit le système

$$x(k+1) = f(x(k))$$

On peut représenter son évolution avec un graphique ayant comme axes $0_{x'} \equiv x(k)$ en abscisse, et $0_{y'} \equiv x(k+1) = f(x(k))$ en ordonnée.

En traçant dans cet espace la fonction f par $y' = f(x')$, ainsi que la bissectrice des axes $y' = x'$, on peut visualiser différents mouvements en suivant une règle géométrique simple (la toile d'araignée) :

1. Commencer sur l'axe x' par le point $x(k)$ et tracer une droite verticale jusqu'à la fonction f (au point $(x(k), f(x(k)))$).
2. Puisque $f(x(k)) = x(k+1)$, on peut tracer une droite horizontale jusqu'à la bissectrice (au point $(f(x(k)), f(x(k)))$, pour ainsi avoir la valeur $x(k+1)$ en abscisse.
3. On peut réitérer ce procédé autant de fois que nécessaire.

2.18 Diagramme de bifurcation de la fonction logistique

Ce diagramme est un bon exemple de la complexité que peut montrer un système simple, en l'occurrence

$$x(k+1) = ax(k)(1-x(k)), \quad a \in [0, 4], x \in [0, 1]$$

Le diagramme montre l'évolution des toutes les valeurs que peut prendre x quand $t \rightarrow +\infty$, en fonction du paramètre a . Le diagramme est relativement simple tant que $a \lesssim 1 + \sqrt{6}$. Mais une fois dépassé cette région, le nombre de valeurs de x explose exponentiellement. Le comportement du système devient même chaotique une fois que $a \gtrsim 3.56994$.

2.19 Invariant

Un invariant d'un système autonome d'ordre n est une région de l'espace de phases d'où une trajectoire ne peut pas sortir si elle y a démarré. Plus formellement, c'est un sous-ensemble $I \subset X$ de dimension $d < n$ tel que

$$x(t_0) \in I \Rightarrow (x(t) \in I \forall t \geq t_0)$$

Note : On ne considère pas le cas où $d = n$ car ce serait le cas trivial où l'invariant pourrait être l'espace des phases, ça n'a pas d'intérêt.

Note 2 : Si $n \geq 3$, un invariant peut être fractal, c'est à dire avoir une dimension non-entière.

2.20 Invariant attracteur

Un attracteur est un ensemble clos $A \subset X$ qui satisfait les propriétés suivantes :

- A est un invariant (voir au dessus)
- A exerce une action attractive sur un ensemble $U \subset X$ autour de A , appelé *bassin d'attraction* :

$$x(t_0) \in U \Rightarrow \lim_{t \rightarrow \infty} x(t) \in A$$

- A est minimal : il n'existe pas de sous-ensemble de A qui soit un invariant attracteur

2.21 Exposant de Liapounov

L'exposant de Liapounov est une mesure quantitative du degré de chaoticité d'un système chaotique.

Soit un système chaotique dont l'attracteur est $A \subset X$.

Soit $x(t_0) \in A$ et $\bar{x}(t_0) = x(t_0) + \delta(t_0)$ un point proche de $x(t_0)$.

Suivons l'évolution de deux trajectoires passant par $x(t_0)$ et $\bar{x}(t_0)$, et définissons $\delta(t)$ l'écart entre ces deux trajectoires à l'instant t .

Si on peut approximer $\delta(t)$ comme suit :

$$\|\delta(t)\| \approx \|\delta(t_0)\| e^{\lambda(t-t_0)}$$

alors λ est l'exposant de Liapounov du système chaotique.

Cela veut dire que si les deux trajectoires, bien que restant dans l'attracteur, divergent l'une de l'autre de manière exponentielle, alors le coefficient de t dans cette exponentielle est l'exposant de Liapounov.

On peut en déduire que le système est chaotique si et seulement si λ est positif.

2.22 Horizon de prédictibilité

Cette notion est applicable dans le contexte d'un système chaotique. Supposons que l'on veut prédire l'évolution d'un système dynamique chaotique, avec une erreur ne pouvant dépasser a . Posons $\delta(t_0)$ l'erreur de mesure à l'instant initial, et $\delta(t)$ la différence entre l'état prédit et l'état qui sera observé en réalité à l'instant t .

L'horizon de prédictibilité est l'instant t_h à partir duquel l'erreur ne devient plus acceptable, c'est-à-dire

$$\|\delta(t)\| > a \quad \forall t > t_h$$

On peut montrer que

$$t_h = t_0 + \frac{1}{\lambda} \ln \frac{a}{\|\delta(t_0)\|}$$

Dû à la nature exponentielle de l'erreur dans un système chaotique, réduire l'erreur de mesure $\|\delta(t_0)\|$ par plusieurs ordres de grandeur ne permet d'allonger l'horizon de prédictibilité que de manière anecdotique : par exemple, si $a = 10^{-3}$ et $t_0 = 0$, passer de $\|\delta(t_0)\| = 10^{-7}$ à $\|\delta(t_0)\| = 10^{-13}$ multiplie à peine par deux t_h .

2.23 Problèmes à la bases des méthodes de Monte Carlo

Soit un système dont l'entrée $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ (et donc la sortie $\mathbf{y} = s(\mathbf{x})$) suit une loi probabiliste dont la densité de probabilité est $p_{\mathbf{x}}(x)$. Les méthodes de Monte Carlo essaient de résoudre les deux problèmes suivants :

Echantillonnage comment générer une suite vecteurs d'entrée $(x_i)_{i \in [N]}$ qui soient indépendants et qui sont répartis selon la densité de probabilité $p_{\mathbf{x}}(x)$ (avec N le nombre d'itérations, ou le nombre de simulations, de la méthode de Monte Carlo).

Estimation comment estimer les propriétés statistiques de \mathbf{y} .

2.24 Propriété importante des problèmes de Monte Carlo

Typiquement, la propriété statistique que l'on recherche à estimer par une simulation de Monte Carlo est l'espérance de la sortie \mathbf{y} :

$$\theta = E[\mathbf{y}] = \int s(x)p(x)dx$$

On peut approximer cette valeur par la moyenne arithmétique des sorties des N itérations :

$$\hat{\theta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Ns(x_i)$$

Il est possible de montrer que cette estimation de l'espérance de \mathbf{y} (qu'on appellera *estimateur*) est non polarisée (*unbiased*), c'est à dire que son espérance est l'espérance de \mathbf{y} :

$$\mathbb{E}[\hat{\theta}] = \theta$$

Et que sa variance (ou sa précision) est

$$\text{Var}[\hat{\theta}] = \frac{\text{Var}[\mathbf{y}]^2}{N}$$

Propriété importante des problèmes de Monte Carlo : la précision de l'estimateur (c-à-d $\text{Var}[\hat{\theta}]$) ne dépend pas de la dimensionnalité n du système. \mathbf{x} peut avoir un très grand nombre de dimensions, quelques dizaines d'itérations peuvent suffire à estimer θ de manière satisfaisante.

2.25 Composantes d'un algorithme Monte Carlo

Description probabiliste : un modèle stochastique du problème.

Générateur uniforme de nombres aléatoires : un générateur de nombres aléatoires uniformément distribués sur $[0, 1]$.

Loi d'échantillonnage : une technique pour échantillonner une distribution de probabilité générique.

Simulateur : Un simulateur déterministe qui renvoie la sortie quand tous les paramètres en entrée sont connus.

Collecteur de sortie : structure de donnée qui stocke toutes les sorties de la simulation.

Analyseur de sortie : ensemble de techniques statistiques qui permettent de tirer des conclusions à partir des données générées par le simulateur.

Estimateur d'erreur : ceci permet d'associer à chaque quantité estimée à partir de la sortie une indication sur l'erreur ou sur la confiance (par exemple en fonction du nombre de répétitions de la simulation).

2.26 Propriétés d'un générateur de nombre pseudo-aléatoires uniformes

Distribution correcte : Les nombres doivent être distribués selon la distribution visée, sans corrélation visible dans la séquence générée.

Longue période : La périodicité est inévitable de par de la nature discrète des ordinateurs. Toutefois, cette périodicité doit être plus grande que la taille de la séquence générée.

Répétabilité : Pour faciliter son utilisation, le générateur doit pouvoir permettre de répéter son comportement, par exemple au moyen d'une *seed*.

Longues séquences non corrélées : Pour des simulations de longue durée, il est important de pouvoir exécuter plusieurs sous-simulations indépendamment et de pouvoir les recombinaison sans compromettre l'indépendance statistique.

Portabilité : Les nombres générés ne doivent pas dépendre de la configuration de la machine, mais uniquement de la *seed*.

Efficacité : La génération d'un nombre doit se faire de manière efficace, sans demander de ressources excessives.

2.27 Méthode de la transformation inverse

C'est une méthode pour générer des nombres aléatoires selon une distribution arbitraire, à partir d'une distribution uniforme sur $[0, 1]$. Pour mettre en oeuvre cette méthode, nous avons besoin du résultat suivant :

Résultat Pour toute variable aléatoire $\mathbf{x} \in X$ avec une fonction de répartition $F_{\mathbf{x}}(x)$, la variable aléatoire $\mathbf{y} = F_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})$ est distribuée uniformément sur l'intervalle $[0, 1]$.

Démonstration Considérons une variable $\mathbf{x} \in X$ de densité $p_{\mathbf{x}}(x)$. Définissons une nouvelle variable aléatoire $\mathbf{y} \in Y$ telle que $y = y(x)$ soit une fonction monotone non décroissante. On a également, selon la définition de la densité de probabilité,

$$p_{\mathbf{x}}(x)dx = p_{\mathbf{y}}(y)dy \Leftrightarrow p_{\mathbf{y}}(y) = \frac{p_{\mathbf{x}}(x)}{\frac{dy}{dx}}$$

si $y(x)$ est une fonction monotone non décroissante.

Prenons comme fonction $y(x)$ la fonction suivante :

$$y = y(x) = F_{\mathbf{x}}(x), \quad F_{\mathbf{x}} : \mathbb{R} \mapsto [0, 1]$$

où $F_{\mathbf{x}}$ est la fonction de répartition de \mathbf{x} . Puisque $F_{\mathbf{x}}$ est une fonction monotone non décroissante, $y(x)$ l'est aussi. On a alors

$$p_{\mathbf{y}}(y) = \frac{p_{\mathbf{x}}(x)}{\frac{dy}{dx}} = \frac{p_{\mathbf{x}}(x)}{\frac{dF_{\mathbf{x}}(x)}{dx}} = \frac{p_{\mathbf{x}}(x)}{p_{\mathbf{x}}(x)} = 1$$

En d'autres termes, $\mathbf{y} = F_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})$ est toujours distribuée de manière uniforme sur $[0, 1]$ pour toute densité de probabilité $p_{\mathbf{x}}(x)$.

Méthode Pour calculer N nombre aléatoires $(x_i)_{i \in [N]}$ selon la densité de probabilité $p_{\mathbf{x}}(x)$, on effectue N fois les opérations suivantes :

1. Un nombre u_i est généré à partir d'une distribution $\mathcal{U}(0, 1)$
2. La valeur $x_i = F_{\mathbf{x}}^{-1}(u_i)$ est calculée

Pour cette méthode, on a donc besoin de trouver, analytiquement ou numériquement, $F_{\mathbf{x}}^{-1}$. Si sa forme analytique n'existe pas, des méthodes numériques (ex : interpolation) peuvent être utilisées.