Des mathématiques et des molécules

Tony Lelièvre

Ecole Nationale des Ponts et Chaussées - Institut Polytechnique de Paris & INRIA









Semaine du département IMI, journée dynamique moléculaire, 18 septembre 2025

•000000

Deux révolutions

Une première révolution Physique statistique et vision atomiste de la matière









Ludwig Boltzmann (1844-1906) James Clerk Maxwell (1831-1879)

- A une échelle miscroscopique, la matière est constituée d'atomes qui interagissent.
- De cette interaction naît, à notre échelle macroscopique, les propriétés de la matière.

... qui pose des problème mathématiques encore d'actualité

Comment expliquer le passage d'une échelle microscopique à notre échelle macroscopique ? (6ème problème de Hilbert)

Problème 1: Des équations de Newton, aux équations de Boltzmann:

$$\begin{cases} \frac{dx(t)}{dt} = v(t) \\ M\frac{dv(t)}{dt} = -\nabla V(x(t)) \end{cases} \longrightarrow \partial_t f(t, x, v) + v \cdot \nabla_x f(t, x, v) = Q(f, f)$$

O.E. Lanford (1975)

Deux révolutions 0000000

I. Gallagher, L. Saint-Raymond et B. Texier (2013)

Y. Deng, Z. Hani, et X. Ma (2024)

https://arxiv.org/abs/2408.07818

... qui pose des problème mathématiques encore d'actualité

Problème 2:

Equations de Boltzmann, régularité, irréversibilité:

$$\frac{d}{dt} \int f \ln f \, dx \, dv \le 0$$

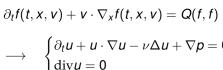
L. Desvillettes et C. Villani (2005), ...



Des équations de Boltzmann aux équations de la mécanique des fluides

$$\partial_t f(t, x, v) + v \cdot \nabla_x f(t, x, v) = Q(f, f)$$

$$\longrightarrow \begin{cases} \partial_t u + u \cdot \nabla u - \nu \Delta u + \nabla p = 0 \\ \operatorname{div} u = 0 \end{cases}$$

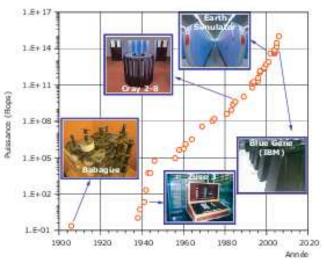








Une deuxième révolution



La puissance des ordinateurs a été multiplié par 10¹⁵ au cours des 70 dernières années !

- 1950: Apparition de la dynamique moléculaire et des méthodes de Monte Carlo.
- Un microscope numérique: Explorer la matière à l'échelle atomique; Comprendre le lien entre les échelles microscopiques et les propriétés macroscopiques; Simuler de nouveaux matériaux, de nouvelles molécules
- Applications: biologie, chimie, science des matériaux.

... qui permet de simuler sur ordinateur la matière à l'échelle microscopique

Une science aujourd'hui reconnue:

- Centre Européen de Calcul Atomique et Moléculaire : "Nowadays, computer simulations are considered the third way of doing science, beyond theory and experiment."
- Prix Nobel de chimie 2013: Arieh Warshel, Martin Karplus et Michael Levitt. "Aujourd'hui l'ordinateur est un outil tout aussi important pour les chimistes que l'éprouvette."

Avec de formidables opportunités pour les mathématiciens:

- 1/4 du temps CPU dans le monde est consacré à des calculs à l'échelle moléculaire.
- Au programme: améliorer les algorithmes (efficacité, robustesse, analyse d'erreur); coupler les échelles (temps, espace); développer des algorithmes parallèles (temps, espace);...

Quelques exemples

Des applications en chimie

- Quel est le mécanisme réactionnel ?
- Quels sont les meilleurs catalyseurs pour valoriser la biomasse ?
- ..

Des applications en biologie

- Quelles sont les conformations typiques d'une protéine ?
- Comment la protéine passe-t'elle d'une conformation à une autre ?
- Comment calculer l'affinité d'un ligand pour un site cible ?
- Quels sont les mécanismes moléculaires qui régulent la cellule (canaux ioniques, réplication de l'ADN, etc...) ?
- ...

Des applications en science des matériaux

- Comment se propage les défauts dans les matériaux (dislocation, matériaux sous irradiation, ...) ?
- Quels sont les propriétés macroscopiques d'un nouveau polymère ?
- ...

Comment ça marche?

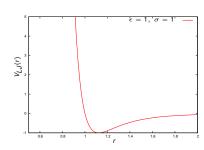
Le principal ingrédient de modélisation...

L'essentiel de la modélisation est contenue dans une fonction **potentielle** V qui à une configuration $(\mathbf{x}_1, ..., \mathbf{x}_N) = \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{3N}$ associe une énergie $V(\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N)$.

Typiquement, V est la somme de potentiels modélisant l'interaction entre deux, trois ou quatre particules:

$$V = \sum_{i < j} V_1(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i < j < k} V_2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) + \sum_{i < j < k < l} V_3(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l).$$

Par exemple. $V_1(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_i) = V_{LJ}(|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_i|)$ où $V_{LJ}(r) = 4\epsilon \left(\left(\frac{\sigma}{r} \right)^{12} - \left(\frac{\sigma}{r} \right)^{6} \right)$ est le potentiel de Lennard-Jones.



Les éguations du mouvement: à énergie fixée

Pour un système isolé, on utilise les équations de Newton:

$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = M^{-1}\mathbf{P}(t) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) dt \end{cases}$$

où M est le tenseur de masse, $(\mathbf{X}(t), \mathbf{P}(t)) \in \mathbb{R}^{3N} \times \mathbb{R}^{3N}$. Propriété fondamentale: l'énergie est conservée !

$$\frac{d}{dt}H(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{P}(t))=0$$

οù

$$H(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{p}) = \frac{\boldsymbol{p}^T M^{-1} \boldsymbol{p}}{2} + V(\boldsymbol{x})$$

est le hamiltonien du système.

Les équations ont une structure particulière (symplectique)

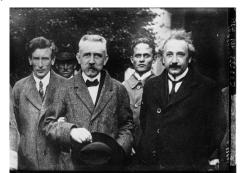
$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = \nabla_{\mathbf{p}} H(\mathbf{X}(t), \mathbf{P}(t)) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla_{\mathbf{X}} H(\mathbf{X}(t), \mathbf{P}(t)) dt \end{cases}$$

Les équations du mouvement: à température fixée

Pour un système plongé dans un environnement qui fixe la température, il faut ajouter un thermostat aux équations de Newton. Ce sont les équations de Langevin:

$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = M^{-1}\mathbf{P}(t) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) dt - \gamma M^{-1}\mathbf{P}(t) dt + \sqrt{2\gamma\beta^{-1}} d\mathbf{W}(t) \end{cases}$$

avec $\gamma > 0$ le paramètre de friction et $\beta^{-1} = k_B T$.



Source gailica.bni.ir / Bibliotneque nationale de France

Les équations du mouvement: température fixée

$$\left\{ \begin{array}{l} d\mathbf{X}(t) = M^{-1}\mathbf{P}(t) \, dt, \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) \, dt - \gamma M^{-1}\mathbf{P}(t) \, dt + \sqrt{2\gamma\beta^{-1}} \, d\mathbf{W}(t), \end{array} \right.$$

Sous cette dynamique:

$$\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_0^T\frac{\boldsymbol{P}(t)^TM^{-1}\boldsymbol{P}(t)}{2}\,dt=\frac{3N}{2}k_BT$$

et, pour toute fonction $\varphi: \mathbb{R}^{3N} \to \mathbb{R}$,

$$\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_0^T\varphi(\boldsymbol{X}(t))\,dt=\int_{\mathbb{R}^{9N}}\varphi(\boldsymbol{x})Z^{-1}\exp(-\beta V(\boldsymbol{x}))\,d\boldsymbol{x}.$$

La mesure de probabilité

$$Z^{-1} \exp(-\beta V(\boldsymbol{x})) d\boldsymbol{x}$$

où $Z = \int \exp(-\beta V(\mathbf{x})) d\mathbf{x}$ est la mesure de Boltzmann-Gibbs.

Les équations du mouvement: discrétisation

Pour simuler une trajectoire, on choisit un pas de temps h>0, et on discrétise les équations du mouvement aux temps $t_n = nh$ $(n \in \mathbb{N})$.

Exemple 1: Equations de Newton

$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = \mathbf{M}^{-1}\mathbf{P}(t) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) dt \end{cases} \longrightarrow \begin{cases} \mathbf{X}(t_{n+1}) - \mathbf{X}(t_n) = \int_{t_n}^{t_{n+1}} \mathbf{M}^{-1}\mathbf{P}(t) dt \\ \mathbf{P}(t_{n+1}) - \mathbf{P}(t_n) = -\int_{t_n}^{t_{n+1}} \nabla V(\mathbf{X}(t)) dt \end{cases}$$

... discrétisation (schéma d'Euler explicite) ...

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}^{n+1} - \boldsymbol{X}^n = \boldsymbol{M}^{-1} \boldsymbol{P}^n \, \boldsymbol{h} \\ \boldsymbol{P}^{n+1} - \boldsymbol{P}^n = -\nabla V(\boldsymbol{X}^n) \, \boldsymbol{h} \end{cases}$$

avec bien sûr $(X^0, P^0) = (X(0), P(0))$.

On espère que $(\mathbf{X}^n, \mathbf{P}^n)$ est une bonne approximation de $(\boldsymbol{X}(t_n), \boldsymbol{P}(t_n)).$

Les équations du mouvement: discrétisation

Exemple 2: Equations de Langevin

$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = M^{-1}\mathbf{P}(t) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) dt - \gamma M^{-1}\mathbf{P}(t) dt + \sqrt{2\gamma\beta^{-1}} d\mathbf{W}(t) \end{cases}$$

... discrétisation (schéma d'Euler Maruyama) ...

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}^{n+1} - \boldsymbol{X}^n = M^{-1} \boldsymbol{P}^n \, \boldsymbol{h} \\ \boldsymbol{P}^{n+1} - \boldsymbol{P}^n = -\nabla V(\boldsymbol{X}^n) \, \boldsymbol{h} - \gamma M^{-1} \boldsymbol{P}^n \, \boldsymbol{h} + \sqrt{2\gamma\beta^{-1} \boldsymbol{h}} \, \boldsymbol{G}^n \end{cases}$$

où $\mathbf{G}^n = (G_1^n, \dots, G_{3N}^n)$ avec G_i^n gaussiennes centrées réduites indépendantes (et $(\mathbf{X}^0, \mathbf{P}^0) = (\mathbf{X}(0), \mathbf{P}(0))$).

Remarque 1: Pour simplifier, on peut penser à $G_i^n = \pm 1$ avec probabilité 1/2. Remarque 2: L'implémentation pratique sur ordinateur nécessite de savoir simuler des suites de nombres aléatoires indépendants (méthode de Monte Carlo).

Un peu de maths

Discrétisation d'un système hamiltonien

On cherche une bonne discrétisation des équations de Newton:

$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = \nabla_{\mathbf{p}} H(\mathbf{X}(t), \mathbf{P}(t)) dt = M^{-1} \mathbf{P}(t) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla_{\mathbf{X}} H(\mathbf{X}(t), \mathbf{P}(t)) dt = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) dt \end{cases}$$
 où $H(\mathbf{X}, \mathbf{p}) = \frac{\mathbf{p}^T M^{-1} \mathbf{p}}{2} + V(\mathbf{X}).$

Schéma d'Euler explicite:

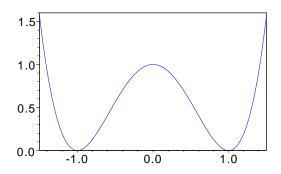
$$\begin{cases} \boldsymbol{X}^{n+1} - \boldsymbol{X}^n = M^{-1} \boldsymbol{P}^n h \\ \boldsymbol{P}^{n+1} - \boldsymbol{P}^n = -\nabla V(\boldsymbol{X}^n) h \end{cases}$$

Une simulation en dimension 1

Potentiel double puits: $V(x) = (x^2 - 1)^2$, $V'(x) = -2x(x^2 - 1)$:

$$\begin{cases} dX(t) = P(t) dt \\ dP(t) = -V'(X(t)) dt \end{cases}$$

Condition initiale: (X(0), P(0)) = (-1.45, 0).



Quelques simulations...

- On trace $t_n \mapsto H(X^n, P^n)$. Que doit-on observer ?
- On trace également $(X^n, V(X^n))_{n>1}$. Que doit-on observer ?

Une simulation en dimension 1

Quelques simulations...

- On trace $t_n \mapsto H(X^n, P^n)$. Que doit-on observer ?
- On trace également $(X^n, V(X^n))_{n\geq 1}$. Que doit-on observer ?

Le schéma de Verlet:

$$\begin{cases} \mathbf{P}^{n+1/2} - \mathbf{P}^n = -\frac{1}{2} \nabla V(\mathbf{X}^n) h \\ \mathbf{X}^{n+1} - \mathbf{X}^n = M^{-1} \mathbf{P}^{n+1/2} h \\ \mathbf{P}^{n+1} - \mathbf{P}^{n+1/2} = -\frac{1}{2} \nabla V(\mathbf{X}^{n+1}) h \end{cases}$$

Pourquoi le schéma de Verlet permet-il de conserver l'énergie sur des temps plus longs?

→ Analyse rétrograde de l'erreur en temps (E. Hairer, C. Lubich, J.M. Sanz Serna,... 1990-).

Schéma de Verlet

$$\begin{cases} \mathbf{P}^{n+1/2} - \mathbf{P}^n = -\frac{1}{2} \nabla V(\mathbf{X}^n) h \\ \mathbf{X}^{n+1} - \mathbf{X}^n = M^{-1} \mathbf{P}^{n+1/2} h \\ \mathbf{P}^{n+1} - \mathbf{P}^{n+1/2} = -\frac{1}{2} \nabla V(\mathbf{X}^{n+1}) h \end{cases}$$

Théorème

Pour le schéma de Verlet, pour tout k > 1, il existe un fonction $\tilde{H}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{p})$ tel que la solution $(\tilde{\boldsymbol{X}}(t), \tilde{\boldsymbol{P}}(t))$ du problème: $\forall t \in [t_n, t_{n+1}],$

$$\begin{cases} d\tilde{\mathbf{X}}(t) = \nabla_{\mathbf{p}} \tilde{H}(\tilde{\mathbf{X}}(t), \tilde{\mathbf{P}}(t)) dt \\ d\tilde{\mathbf{P}}(t) = -\nabla_{\mathbf{X}} \tilde{H}(\tilde{\mathbf{X}}(t), \tilde{\mathbf{P}}(t)) dt \end{cases} \qquad (\tilde{\mathbf{X}}(t_n), \tilde{\mathbf{P}}(t_n)) = (\mathbf{X}^n, \mathbf{P}^n)$$

satisfait:

$$\| \boldsymbol{X}^{n+1} - \tilde{\boldsymbol{X}}(t_{n+1}) \| + \| \boldsymbol{P}^{n+1} - \tilde{\boldsymbol{P}}(t_{n+1}) \| \le C_k h^{2k+2}.$$
De plus, $\tilde{H}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{p}) = \frac{\boldsymbol{p}^T M^{-1} \boldsymbol{p}}{2} + V(\boldsymbol{x}) + h^2 H_2(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{p}) + \ldots + h^{2k} H_{2k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{p}).$

Schéma de Verlet

Résultat du théorème précédent:

$$\|\boldsymbol{X}^{n+1} - \tilde{\boldsymbol{X}}(t_{n+1})\| + \|\boldsymbol{P}^{n+1} - \tilde{\boldsymbol{P}}(t_{n+1})\| \le C_k h^{2k+2}$$

et le schéma de Verlet est tel que l'équation modifiée est hamiltonienne!

Conséquences:

- Puisque $\tilde{H}(\tilde{\boldsymbol{X}}(t_{n+1}), \tilde{\boldsymbol{P}}(t_{n+1})) = \tilde{H}(\tilde{\boldsymbol{X}}(t_n), \tilde{\boldsymbol{P}}(t_n))$, on a $|\tilde{H}(\boldsymbol{X}^{n+1},\boldsymbol{P}^{n+1}) - \tilde{H}(\boldsymbol{X}^n,\boldsymbol{P}^n)| = \mathcal{O}(h^{2k+2})$
- $\tilde{H}(\boldsymbol{X}^n, \boldsymbol{P}^n) = \tilde{H}(\boldsymbol{X}^0, \boldsymbol{P}^0) + \mathcal{O}(nh^{2k+2})$
- $H(X^n, P^n) = H(X^0, P^0) + O(h^2) + O(nh^{2k+2})$
- L'énergie est conservée à O(h²) sur des temps de l'ordre $nh < C_{k}h^{1-2k}$

Remarque: On peut construire une équation modifiée pour de nombreux intégrateurs. La spécificité du schéma de Verlet (et de manière plus générale des intégrateurs symplectiques) est que l'équation modifiée est hamiltonienne.

Et ensuite?

- Sous des hypothèses d'analyticité, on montre même que l'erreur sur l'énergie est exponentiellement petite sur des temps exponentiellement longs.
- Ce type de résultat est valable dès qu'on utilise un intégrateur symplectique.
- Des difficultés apparaissent en pratique pour des problèmes raides (intégration de systèmes hautement oscillants).
- Et comment généraliser ce type d'approche à des équations aux dérivées partielles hamiltoniennes ?

Temps long et métastabilité

Un problème de changement d'échelle

La dynamique moléculaire permet de simuler les propriétés macroscopiques à partir d'un modèle à l'échelle moléculaire...

Un problème de changement d'échelle

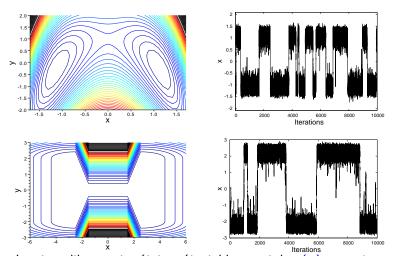
La dynamique moléculaire permet de simuler les propriétés macroscopiques à partir d'un modèle à l'échelle moléculaire... ... à condition de savoir simuler de très gros systèmes sur des temps très longs:

- Le nombre de particules dans la simulation = $N \simeq 10^5$ (pour les plus grosses simulations, $N \simeq 10^{12}$)
 - \longrightarrow Nombre d'Avogadro = 6.02×10^{23}
- Le pas de temps = $h \simeq 10^{-15} s$
 - \longrightarrow Temps de dissociation ligand-protéine = de 10^{-6} s à 0.5 s

Des approches naïves ne permettent pas d'obtenir des résultats intéressants.

Le problème des échelles de temps

Un exemple simple en dimension 2



— Les transitions entre états métastables sont des évènements rares.

Métastabilité et distribution quasi-stationnaire

Rappelons-nous des équations de Langevin:

$$\begin{cases} d\mathbf{X}(t) = M^{-1}\mathbf{P}(t) dt \\ d\mathbf{P}(t) = -\nabla V(\mathbf{X}(t)) dt - \gamma M^{-1}\mathbf{P}(t) dt + \sqrt{2\gamma\beta^{-1}} d\mathbf{W}(t) \end{cases}$$

Si le processus $(X(t), P(t))_{t\geq 0}$ reste piégé dans une région de l'espace des phases pendant très longtemps, il oublie son passé et atteint un état d'équilibre local appelé distribution quasi-stationnaire.

On peut utiliser cette propriété pour construire des algorithmes très efficaces pour sortir des états métastables.

L'algorithme Parallel replica

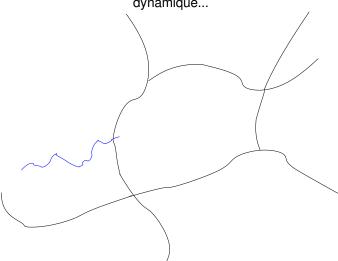
Voici un exemple d'algorithme utilisant cette propriété, inventé par Arthur Voter (Los Alamos National Laboratory) en 1998. Il permet de paralléliser les calculs en temps, ce qui reste en général un challenge!

L'algorithme se décompose en trois étapes:

- Etape de décorrélation
- Etape de déphasage
- Etape parallèle

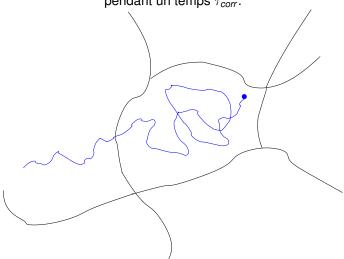
L'algorithme Parallel replica

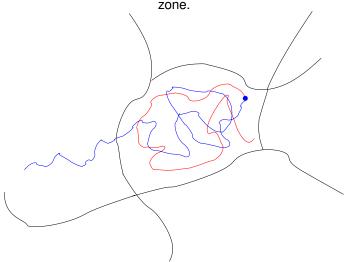
Etape de décorrélation: Un marcheur de référence suit la dynamique...

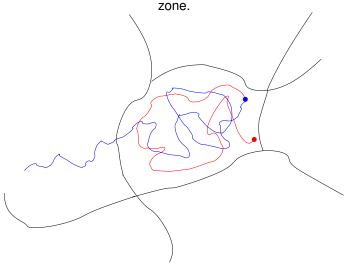


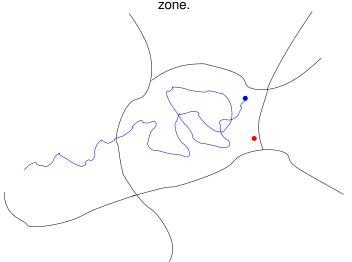
L'algorithme Parallel replica

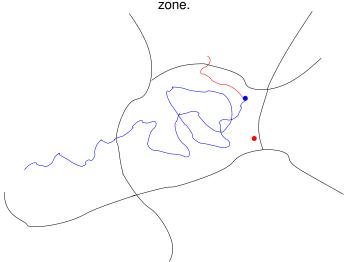
Etape de décorrélation: ... jusqu'à ce qu'il reste piégé dans une zone pendant un temps τ_{corr} .

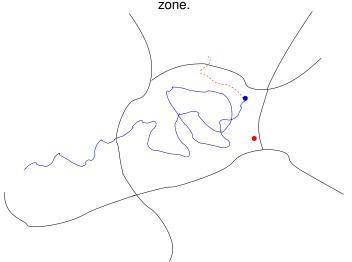


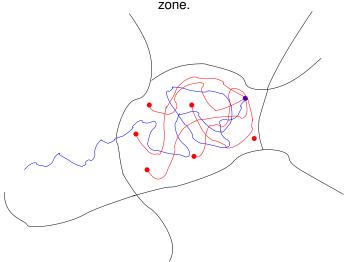


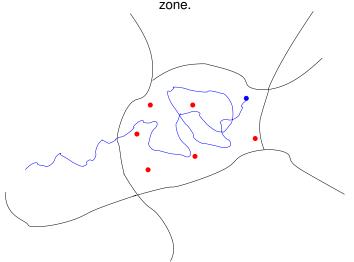




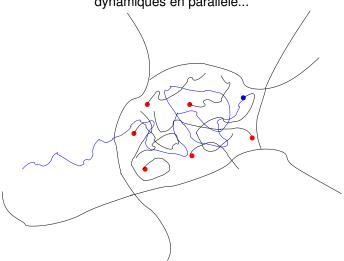




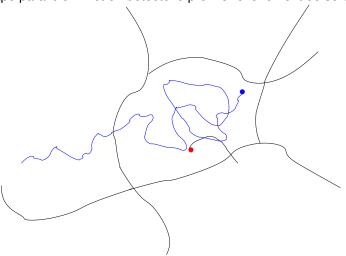




Etape parallèle: En partant de ces conditions initiales, on simule des dynamiques en parallèle...



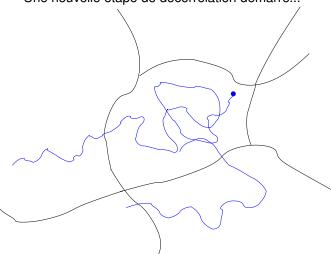
Etape parallèle: ... et on détecte le premier évènement de sortie.

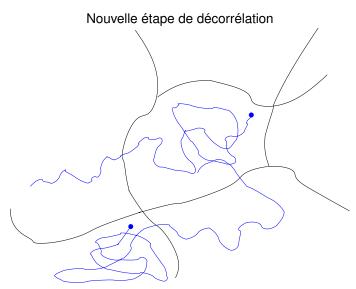


Etape parallèle: Le temps de simulation est mis à jour:

$$T_{simu} = T_{simu} + NT$$
.

Une nouvelle étape de décorrélation démarre...





Les trois étapes de ParRep:

- Etape de décorrelation: Est-ce que le marcheur de référence est resté piégé dans un état métastable ?
- Etape de déphasage: Préparer sur chaque noeud une condition initiale dans l'état métastable.
- Etape parallèle: Détection du premier évènement de sortie.
- → Une simulation

Les fondements mathématiques de l'algorithme Parallel replica

Nous avons étudié cet algorithme et analysé l'erreur introduite.

Deux clés:

- Une fois l'équilibre local atteint, le temps de sortie et le point de sortie sont des variables aléatoires indépendantes.
- Une fois l'équilibre local atteint, le temps de sortie est exponentiellement distribué.

L'essentiel de l'analyse d'erreur consiste donc à étudier en combien de temps on atteint cet équilibre local (comportement en temps long de processus stochastiques

absorbés et des équations aux dérivées partielle associées.)

Et ensuite?

- Modélisation: Comment découper l'espace en états métastables ?
- Algorithme: Comment détecter que l'équilibre local a été atteint ?
- Théorie: En partant de l'état d'équilibre local, on peut chercher à analyser l'évènement de sortie d'un état métastable dans la limite d'une petite température (analyse semi-classique) —> justification de la théorie de l'état de transition.

Conclusion

La simulation à l'échelle moléculaire soulève de nombreuses questions de modélisation et d'algorithmique où les mathématiques ont beaucoup à apporter.

Et je n'ai pas pu évoquer:

- Les liens avec les méthodes de Monte Carlo en statistique
- Le calcul de structure électronique pour paramétrer le champ de force
- Le rôle croissant des techniques de machine learning: réduction de dimension, calcul de champ de force, AlphaFold, modèles génératifs
- ...

Une des richesses des mathématiques appliquées: l'interdisciplinarité! A l'interface avec d'autres sciences (biologie, chimie, mécanique, ...) et à l'interface entre diverses branches des mathématiques (analyse, équations aux dérivées partielles, probabilités, ...).