Algorithmique Probabiliste

Philippe Duchon

LaBRI - ENSEIRB-Matméca - Université de Bordeaux

2014-15

Quelques points technico-calculatoires

► Majorations : inégalités probabilistes

Quelques points technico-calculatoires

- Majorations : inégalités probabilistes
- Amélioration de la probabilité de succès d'un algorithme Monte Carlo

Inégalités "de queue"

On a souvent besoin de **majorer** précisément la probabilité qu'une variable aléatoire soit "loin" d'une valeur "typique", ou "grande", ou "petite" : on appelle *inégalité de queue* toute inégalité de la forme

$$\mathbb{P}(X > x) \le f(x)$$

Inégalités "de queue"

On a souvent besoin de **majorer** précisément la probabilité qu'une variable aléatoire soit "loin" d'une valeur "typique", ou "grande", ou "petite" : on appelle *inégalité de queue* toute inégalité de la forme

- ▶ $\mathbb{P}(X > x) \leq f(x)$
- $P(X < x) \le g(x)$

► **Hypothèse**: *X* variable aléatoire **positive** (ou nulle), d'espérance finie *m*

- Hypothèse : X variable aléatoire positive (ou nulle), d'espérance finie m
- **Proposition :** on a, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq \lambda m) \leq \frac{1}{\lambda}$$

- Hypothèse : X variable aléatoire positive (ou nulle), d'espérance finie m
- **Proposition :** on a, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq \lambda m) \leq \frac{1}{\lambda}$$

Autre formulation : pour tout x > 0,

$$\mathbb{P}(X \ge x) \le \frac{m}{x}$$

- Hypothèse : X variable aléatoire positive (ou nulle), d'espérance finie m
- **Proposition :** on a, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq \lambda m) \leq \frac{1}{\lambda}$$

▶ **Autre formulation :** pour tout x > 0,

$$\mathbb{P}(X \ge x) \le \frac{m}{x}$$

► Avantage : facile à appliquer, ne demande que peu de connaissances sur *X*

- Hypothèse : X variable aléatoire positive (ou nulle), d'espérance finie m
- **Proposition :** on a, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq \lambda m) \leq \frac{1}{\lambda}$$

▶ **Autre formulation :** pour tout x > 0,

$$\mathbb{P}(X \ge x) \le \frac{m}{x}$$

- ► Avantage : facile à appliquer, ne demande que peu de connaissances sur X
- ▶ Inconvénient : souvent un peu faible

► **Hypothèse** : X variable aléatoire, d'espérance et variance finies m et σ^2

- ▶ **Hypothèse** : X variable aléatoire, d'espérance et variance finies m et σ^2
- **Proposition**: on a alors, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(|X-m| \geq \lambda \sigma) \leq \frac{1}{\lambda^2}$$

- ▶ **Hypothèse** : X variable aléatoire, d'espérance et variance finies m et σ^2
- **Proposition**: on a alors, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(|X-m| \geq \lambda \sigma) \leq \frac{1}{\lambda^2}$$

Autre formulation :

$$\mathbb{P}(|X-m|\geq x)\leq \frac{\sigma^2}{x^2}$$

- ▶ **Hypothèse** : X variable aléatoire, d'espérance et variance finies m et σ^2
- **Proposition**: on a alors, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(|X-m| \ge \lambda \sigma) \le \frac{1}{\lambda^2}$$

Autre formulation :

$$\mathbb{P}(|X-m|\geq x)\leq \frac{\sigma^2}{x^2}$$

► Conséquences :

$$\mathbb{P}(X \ge m + x) \le \frac{\sigma^2}{x^2}$$

$$\mathbb{P}(X \le m - x) \le \frac{\sigma^2}{x^2}$$

- ▶ **Hypothèse** : X variable aléatoire, d'espérance et variance finies m et σ^2
- **Proposition**: on a alors, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(|X-m| \geq \lambda \sigma) \leq \frac{1}{\lambda^2}$$

Autre formulation :

$$\mathbb{P}(|X-m|\geq x)\leq \frac{\sigma^2}{x^2}$$

Conséquences :

$$\mathbb{P}(X \ge m + x) \le \frac{\sigma^2}{x^2}$$

$$\mathbb{P}(X \le m - x) \le \frac{\sigma}{x^2}$$

Avantage : souvent plus puissante que Markov



- ▶ **Hypothèse** : X variable aléatoire, d'espérance et variance finies m et σ^2
- **Proposition**: on a alors, pour tout nombre réel $\lambda > 0$,

$$\mathbb{P}(|X-m| \geq \lambda \sigma) \leq \frac{1}{\lambda^2}$$

Autre formulation :

$$\mathbb{P}(|X-m|\geq x)\leq \frac{\sigma^2}{x^2}$$

Conséquences :

$$\mathbb{P}(X \ge m + x) \le \frac{\sigma^2}{x^2}$$

$$\mathbb{P}(X \le m - x) \le \frac{\sigma^2}{x^2}$$

- Avantage : souvent plus puissante que Markov
- ▶ **Inconvénient** : nécessite plus de connaissance de la loi de *X*



▶ **Hypothèse** : $X = \sum_i X_i$, où les X_i sont des variables de Bernoulli **indépendantes**, de paramètres respectifs p_i ; $m = \sum_i p_i$ espérance de X

- ▶ **Hypothèse** : $X = \sum_i X_i$, où les X_i sont des variables de Bernoulli **indépendantes**, de paramètres respectifs p_i ; $m = \sum_i p_i$ espérance de X
- **Proposition**: pour tout réel $\delta > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq (1+\delta)m) \leq \left(\frac{e^{\delta}}{(1+\delta)^{1+\delta}}\right)^m$$

- ▶ **Hypothèse** : $X = \sum_i X_i$, où les X_i sont des variables de Bernoulli **indépendantes**, de paramètres respectifs p_i ; $m = \sum_i p_i$ espérance de X
- **Proposition**: pour tout réel $\delta > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq (1+\delta)m) \leq \left(\frac{e^{\delta}}{(1+\delta)^{1+\delta}}\right)^m$$

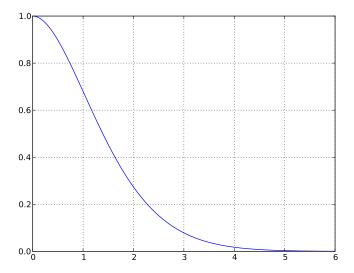
 Avantage : inégalité très puissante, ne dépend pas des p_i individuels

- ▶ **Hypothèse** : $X = \sum_i X_i$, où les X_i sont des variables de Bernoulli **indépendantes**, de paramètres respectifs p_i ; $m = \sum_i p_i$ espérance de X
- **Proposition**: pour tout réel $\delta > 0$,

$$\mathbb{P}(X \geq (1+\delta)m) \leq \left(\frac{e^{\delta}}{(1+\delta)^{1+\delta}}\right)^m$$

- Avantage : inégalité très puissante, ne dépend pas des p_i individuels
- ▶ **Inconvénients** : l'hypothèse d'indépendance des *X_i* est très forte ; formule (et preuve!) un peu complexes ; pas de version symétrique

La fonction $x \mapsto e^x/(1+x)^{1+x}$



 On a vu qu'on pouvait facilement faire diminuer rapidement (exponentiellement) la probabilité d'erreur d'un algorithme
 1MC par répétitions

- On a vu qu'on pouvait facilement faire diminuer rapidement (exponentiellement) la probabilité d'erreur d'un algorithme
 1MC par répétitions
- ▶ Pour un algorithme **2MC**, ou pour un algorithme **MC** pour un problème qui n'est pas décisionnel, c'est plus compliqué.

- On a vu qu'on pouvait facilement faire diminuer rapidement (exponentiellement) la probabilité d'erreur d'un algorithme
 1MC par répétitions
- ▶ Pour un algorithme **2MC**, ou pour un algorithme **MC** pour un problème qui n'est pas décisionnel, c'est plus compliqué.
- ▶ **Idée :** chercher une stratégie de la forme : exécuter *k* fois l'algorithme, retourner la réponse la plus fréquemment obtenue

- On a vu qu'on pouvait facilement faire diminuer rapidement (exponentiellement) la probabilité d'erreur d'un algorithme
 1MC par répétitions
- ▶ Pour un algorithme **2MC**, ou pour un algorithme **MC** pour un problème qui n'est pas décisionnel, c'est plus compliqué.
- ▶ **Idée :** chercher une stratégie de la forme : exécuter *k* fois l'algorithme, retourner la réponse la plus fréquemment obtenue
- ▶ **Problème :** il faut calibrer *k*

▶ On suppose qu'on a un algorithme \mathcal{A} , \mathbf{MC} , de probabilité d'erreur p < 1/2

- ▶ On suppose qu'on a un algorithme \mathcal{A} , \mathbf{MC} , de probabilité d'erreur p < 1/2
- ▶ Donc pour toute donnée x, $\mathbb{P}(A(x) \neq f(x)) = p(x) \leq p$.

- ▶ On suppose qu'on a un algorithme \mathcal{A} , \mathbf{MC} , de probabilité d'erreur p < 1/2
- ▶ Donc pour toute donnée x, $\mathbb{P}(A(x) \neq f(x)) = p(x) \leq p$.
- Par conséquent, si on répète k fois l'algorithme \mathcal{A} sur x, le nombre R de réponses incorrectes suit la **loi binomiale** de paramètres k et p(x)

- ▶ On suppose qu'on a un algorithme \mathcal{A} , \mathbf{MC} , de probabilité d'erreur p < 1/2
- ▶ Donc pour toute donnée x, $\mathbb{P}(A(x) \neq f(x)) = p(x) \leq p$.
- ▶ Par conséquent, si on répète k fois l'algorithme \mathcal{A} sur x, le nombre R de réponses incorrectes suit la **loi binomiale** de paramètres k et p(x)
- ▶ Donc l'algorithme de répétition et majorité, donne f(x) dès que R < k/2 : on veut donc majorer la probabilité que R soit supérieur à k/2.

Tentative 1: Markov

▶ R suit la loi binomiale (k, p(x)), d'espérance k.p(x)

Tentative 1 : Markov

- ▶ R suit la loi binomiale (k, p(x)), d'espérance k.p(x)
- ▶ donc k/2 représente 1/(2p(x)) fois l'espérance

Tentative 1 : Markov

- ▶ R suit la loi binomiale (k, p(x)), d'espérance k.p(x)
- ▶ donc k/2 représente 1/(2p(x)) fois l'espérance
- ▶ donc on peut majorer la probabilité d'erreur par 2p(x)

Tentative 1 : Markov

- ▶ R suit la loi binomiale (k, p(x)), d'espérance k.p(x)
- ▶ donc k/2 représente 1/(2p(x)) fois l'espérance
- ▶ donc on peut majorer la probabilité d'erreur par 2p(x)
- ▶ (ça ne dépend pas de k! on ne peut rien conclure!)

La binomiale est d'espérance m = k.p(x), et de variance $\sigma^2 = k.p(x).(1 - p(x)) \le k/4$

- La binomiale est d'espérance m = k.p(x), et de variance $\sigma^2 = k.p(x).(1 p(x)) \le k/4$
- ▶ Donc $k/2 = m + (1/2 p(x)).k \ge m + \sigma.(1 2p)\sqrt{k}$

- La binomiale est d'espérance m = k.p(x), et de variance $\sigma^2 = k.p(x).(1 p(x)) \le k/4$
- ▶ Donc $k/2 = m + (1/2 p(x)).k \ge m + \sigma.(1 2p)\sqrt{k}$
- L'inégalité de Tchebycheff donne par conséquent,

$$\mathbb{P}(R \ge k/2) \le \frac{1}{k.(1-2p)^2}$$

- La binomiale est d'espérance m = k.p(x), et de variance $\sigma^2 = k.p(x).(1 p(x)) \le k/4$
- ▶ Donc $k/2 = m + (1/2 p(x)).k \ge m + \sigma.(1 2p)\sqrt{k}$
- L'inégalité de Tchebycheff donne par conséquent,

$$\mathbb{P}(R \ge k/2) \le \frac{1}{k.(1-2p)^2}$$

▶ On ramène la probabilité d'erreur en dessous de ϵ en prenant $k \geq \frac{1}{\epsilon(1-2p)^2}$

- La binomiale est d'espérance m = k.p(x), et de variance $\sigma^2 = k.p(x).(1 p(x)) \le k/4$
- ▶ Donc $k/2 = m + (1/2 p(x)).k \ge m + \sigma.(1 2p)\sqrt{k}$
- L'inégalité de Tchebycheff donne par conséquent,

$$\mathbb{P}(R \ge k/2) \le \frac{1}{k.(1-2p)^2}$$

- ▶ On ramène la probabilité d'erreur en dessous de ϵ en prenant $k \geq \frac{1}{\epsilon(1-2p)^2}$
- Numériquement : avec p=1/3, $\epsilon=10^{-3}$: k=9000

▶ Une binomiale (k, p) est représentable comme somme de k Bernoulli (de paramètre p) indépendantes; m = p.k

- ▶ Une binomiale (k, p) est représentable comme somme de k Bernoulli (de paramètre p) indépendantes; m = p.k
- ▶ Donc k/2 = m/(2p) : $\delta = 1/(2p) 1 = (1-2p)/(2p)$.

- ▶ Une binomiale (k, p) est représentable comme somme de k Bernoulli (de paramètre p) indépendantes; m = p.k
- ▶ Donc k/2 = m/(2p) : $\delta = 1/(2p) 1 = (1-2p)/(2p)$.
- ► Chernoff donne une majoration de la probabilité d'erreur :

$$p' \le \dots \le \left(e^{-1}(2pe)^{1/(2p)}\right)^{kp} = \left(e^{-p}\sqrt{2pe}\right)^k$$

- ▶ Une binomiale (k, p) est représentable comme somme de k Bernoulli (de paramètre p) indépendantes; m = p.k
- ▶ Donc k/2 = m/(2p) : $\delta = 1/(2p) 1 = (1-2p)/(2p)$.
- Chernoff donne une majoration de la probabilité d'erreur :

$$p' \le \dots \le \left(e^{-1}(2pe)^{1/(2p)}\right)^{kp} = \left(e^{-p}\sqrt{2pe}\right)^k$$

Numériquement : p = 1/3, $p' \le 0.965^k$

- ▶ Une binomiale (k, p) est représentable comme somme de k Bernoulli (de paramètre p) indépendantes; m = p.k
- ▶ Donc k/2 = m/(2p) : $\delta = 1/(2p) 1 = (1-2p)/(2p)$.
- Chernoff donne une majoration de la probabilité d'erreur :

$$p' \le \dots \le \left(e^{-1}(2pe)^{1/(2p)}\right)^{kp} = \left(e^{-p}\sqrt{2pe}\right)^k$$

- Numériquement : p = 1/3, $p' \le 0.965^k$
- ▶ La proba d'erreur passe en dessous de 10^{-3} pour $k \ge 192$

- ▶ Une binomiale (k, p) est représentable comme somme de k Bernoulli (de paramètre p) indépendantes; m = p.k
- ▶ Donc k/2 = m/(2p) : $\delta = 1/(2p) 1 = (1-2p)/(2p)$.
- Chernoff donne une majoration de la probabilité d'erreur :

$$p' \le \dots \le \left(e^{-1}(2pe)^{1/(2p)}\right)^{kp} = \left(e^{-p}\sqrt{2pe}\right)^k$$

- Numériquement : p = 1/3, $p' \le 0.965^k$
- ▶ La proba d'erreur passe en dessous de 10^{-3} pour $k \ge 192$
- La décroissance est comme pour un **1MC** : pour $\epsilon = 10^{-6}$, k = 384 suffit, etc.