

# Échantillonnage préférentiel pour le model checking statistique

Benoît Barbot, Serge Haddad et Claudine Picaronny

LSV, ENS de Cachan & CNRS & INRIA

MSR'11, Vendredi 18 novembre 2011

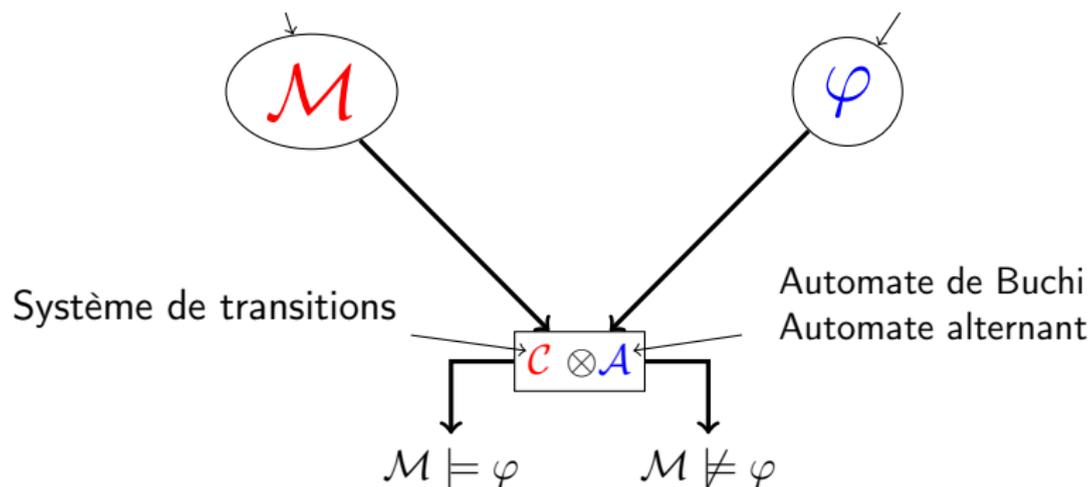
# Plan

- 1 Introduction
- 2 Développement théorique
- 3 Expérimentations
- 4 Conclusion

# Model checking

Algèbre de processus  
Réseau de Petri  
...

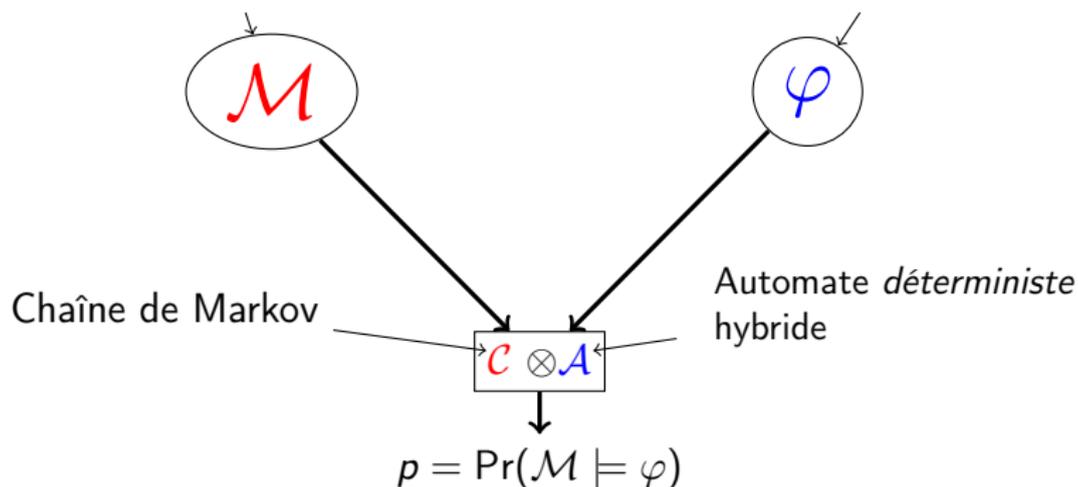
LTL  
CTL  
...



# Model checking de systèmes probabilistes

Algèbre de processus stochastique  
Réseau de Petri stochastique  
...

PCTL  
HASL  
...



# Approches numérique et statistique

- Approche numérique
  - ▶ Logiques arborescentes (basées sur CTL)
  - ▶ Valeur exacte (aux approximations numériques près)
  - ▶ Implémenté efficacement dans de nombreux outils (PRISM, MRMC, GreatSPN)
  - ▶ Hypothèses probabilistes fortes
  - ▶ Taille de l'espace mémoire proportionnelle à la taille du processus stochastique

# Approches numérique et statistique

- Approche numérique
  - ▶ Logiques arborescentes (basées sur CTL)
  - ▶ Valeur exacte (aux approximations numériques près)
  - ▶ Implémenté efficacement dans de nombreux outils (PRISM, MRMC, GreatSPN)
  - ▶ Hypothèses probabilistes fortes
  - ▶ Taille de l'espace mémoire proportionnelle à la taille du processus stochastique
- Approche statistique
  - ▶ Logiques linéaires (basées sur LTL)
  - ▶ Intervalle de confiance : encadrement probabiliste
  - ▶ Taille de l'espace mémoire très faible
  - ▶ Facilement parallélisable
  - ▶ Hypothèses probabilistes faibles
  - ▶ Inutilisable pour de très faibles probabilités (événements rares)

## Objectif

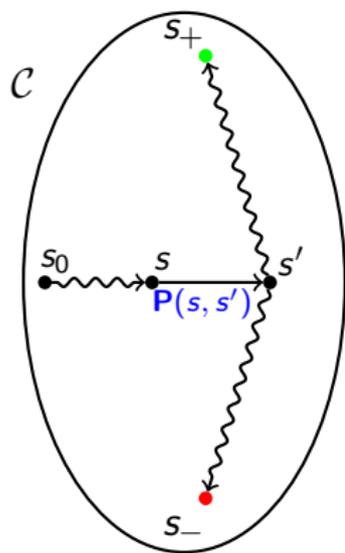
Développement d'une méthode pour traiter les événements rares

## Formalisation du problème

A partir de  $\varphi = aUb$ ,  $\mathcal{C}$  est transformé :

On agrège les états qui vérifient  $\neg a$  en un état  $s_-$   
et les états qui vérifient  $b$  en un état  $s_+$ .

Les états  $s_-$  et  $s_+$  sont rendus absorbants.



On suppose que  $s_-$ ,  $s_+$  sont atteints avec probabilité 1

Soit  $\sigma = s \rightarrow s_1 \rightarrow s_2 \rightarrow \dots \rightarrow s_{\pm}$   
une trajectoire aléatoire dans  $\mathcal{C}$

$$V_s = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma \text{ finit dans l'état } s_+ \\ 0 & \text{si } \sigma \text{ finit dans l'état } s_- \end{cases}$$

**Objectif :** Calculer  $\mathbf{E}(V_{s_0})$  lorsque  $\mathbf{E}(V_{s_0}) \ll 1$

**Difficulté :**  $\mathbf{V}(V_{s_0}) \approx \mathbf{E}(V_{s_0}) \gg \mathbf{E}^2(V_{s_0})$

# Échantillonnage préférentiel

Principe : Substituer  $W_s$  à  $V_s$  de même espérance mais de variance réduite

- 1 Substituer  $\mathbf{P}'$  à  $\mathbf{P}$  telle que  $\mathbf{P}(s, s') > 0 \Rightarrow \mathbf{P}'(s, s') > 0 \vee s = s_-$
- 2 Pour chaque trajectoire  $\sigma = s \rightarrow s_1 \rightarrow s_2 \cdots s_k \rightarrow s_{\pm}$

On définit

$$W_s = \begin{cases} \frac{\mathbf{P}(s, s_1)}{\mathbf{P}'(s, s_1)} \cdot \frac{\mathbf{P}(s_1, s_2)}{\mathbf{P}'(s_1, s_2)} \cdot \cdots \cdot \frac{\mathbf{P}(s_k, s_{\pm})}{\mathbf{P}'(s_k, s_{\pm})} & \text{si } \sigma \text{ finit dans l'état } s_{\pm} \\ 0 & \text{si } \sigma \text{ finit dans l'état } s_- \end{cases}$$

- 3 Estimer statistiquement  $\mathbf{E}(W_{s_0})$

# Échantillonnage préférentiel

Principe : Substituer  $W_s$  à  $V_s$  de même espérance mais de variance réduite

- 1 Substituer  $P'$  à  $P$  telle que  $P(s, s') > 0 \Rightarrow P'(s, s') > 0 \forall s = s_-$
- 2 Pour chaque trajectoire  $\sigma = s \rightarrow s_1 \rightarrow s_2 \cdots s_k \rightarrow s_{\pm}$

On définit

$$W_s = \begin{cases} \frac{P(s, s_1)}{P'(s, s_1)} \cdot \frac{P(s_1, s_2)}{P'(s_1, s_2)} \cdot \cdots \cdot \frac{P(s_k, s_{\pm})}{P'(s_k, s_{\pm})} & \text{si } \sigma \text{ finit dans l'état } s_{\pm} \\ 0 & \text{si } \sigma \text{ finit dans l'état } s_- \end{cases}$$

- 3 Estimer statistiquement  $E(W_{s_0})$

La méthode est non biaisée

$$\forall s \in S, E(W_s) = E(V_s)$$

Objectif

$$V(W_{s_0}) \ll V(V_{s_0})$$

# Échantillonnage préférentiel optimal

Un résultat « non opérationnel »

Il existe un échantillonnage préférentiel de variance nulle

Soit  $\mu(s) = \mathbf{E}(V_s)$

Soit  $\mathbf{P}'(s, t) = \frac{\mu(t)}{\mu(s)} \cdot \mathbf{P}(s, t)$

$$W_s = \frac{\mathbf{P}(s, s_1)}{\mathbf{P}'(s, s_1)} \cdot \frac{\mathbf{P}(s_1, s_2)}{\mathbf{P}'(s_1, s_2)} \cdots \frac{\mathbf{P}(s_k, s_+)}{\mathbf{P}'(s_k, s_+)} = \frac{\mu(s)}{\mu(s_1)} \cdot \frac{\mu(s_1)}{\mu(s_2)} \cdots \frac{\mu(s_k)}{1} = \mu(s)$$

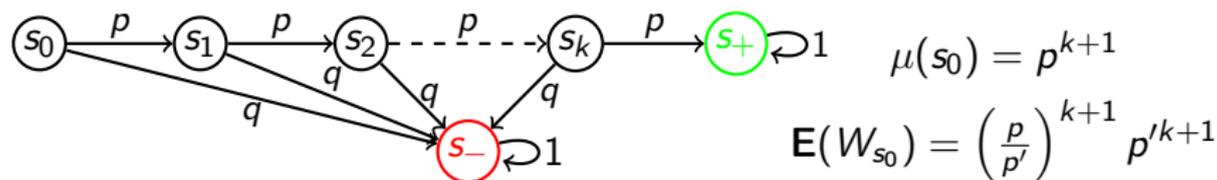
Donc  $\mathbf{V}(W_s) = 0$

**Problème**

Nécessite de connaître  $\mu$ , que l'on cherche à estimer !

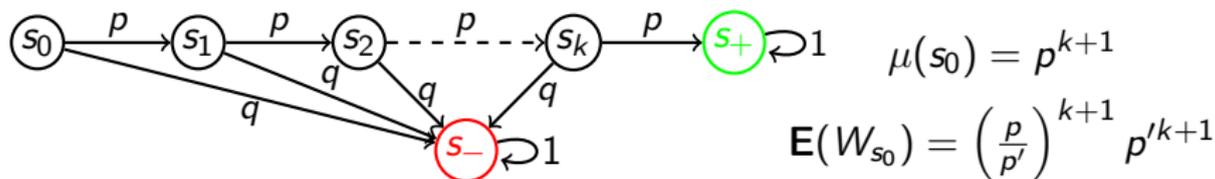
# Difficulté de mise en oeuvre

Cas simple ( $p'$  substitué à  $p$ )

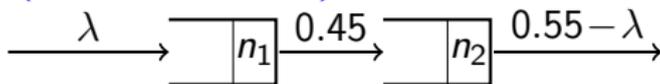


# Difficulté de mise en oeuvre

Cas simple ( $p'$  substitué à  $p$ )



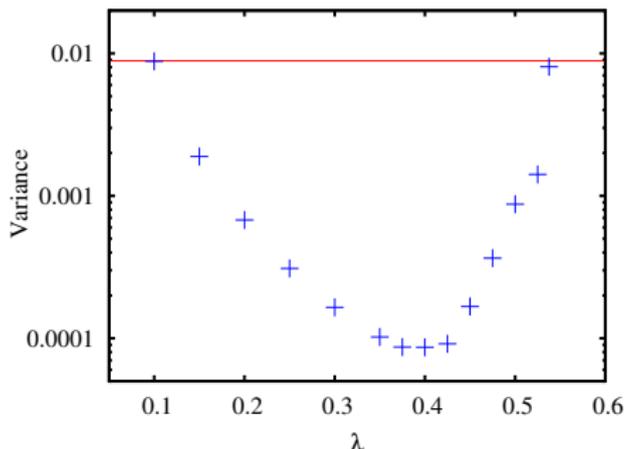
Cas plus complexe ( $\lambda'$  substitué à  $\lambda$ )



Atteindre 5 clients  
versus  
Revenir au repos

Pour le système originel ( $\lambda = 0.1$ )

$$E(V_{s_0}) = 0.0089$$



## État de l'art

Échantillonnage préférentiel asymptotiquement optimal  
dans une classe d'échantillonnages  
(*P.Dupuis, A.D. Sezer, H. Wang 2007*)

Utilisation d'heuristiques (e.g. apprentissage)  
(*P.E Heegaard, W. Sandmann 2007*)

Analyse au cas par cas  
(*Rubino, Tuffin 2009*)

Aucune de ces méthodes ne fournit  
un intervalle de confiance du résultat  
car la nature de  $W_S$  est inconnue.

## 1 Introduction

## 2 Développement théorique

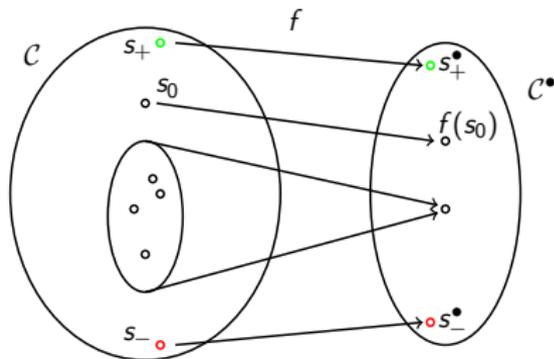
- Garantie de réduction de variance
- Propriété «structurelle»
- Méthode
- Généralisation de la méthode

## 3 Expérimentations

## 4 Conclusion

# Garantie de réduction de variance

Idee : substituer  $\mu^\bullet(f(s))$  à  $\mu(s)$   
dans l'échantillonnage optimal



Quelle condition pour que  $W_{s_0}$  soit à valeurs dans  $\{0; \mu^\bullet(f(s_0))\}$  ?

Une condition nécessaire

$\mathcal{C}^\bullet$  est bornant :  $\mu(s_0) \leq \mu^\bullet(f(s_0))$

Le principe d'homogénéité conduit au renforcement suivant

$\mathcal{C}^\bullet$  est uniformément bornant :  $\forall s \in S, \mu(s) \leq \mu^\bullet(f(s))$

Le principe de localité conduit à la condition suffisante suivante

$$\forall s \in S, \sum_{s' \in S} \mu^\bullet(f(s')) \cdot \mathbf{P}(s, s') \leq \mu^\bullet(f(s))$$

On dit alors que  $(\mathcal{C}^\bullet, f)$  est une *réduction de  $\mathcal{C}$  à variance garantie*

# Échantillonnage préférentiel à variance garantie

## Spécification de l'échantillonnage préférentiel

Pour tout  $s' \neq s_-$ ,  $\mathbf{P}'(s, s') = \frac{\mu^\bullet(f(s'))}{\mu^\bullet(f(s))} \mathbf{P}(s, s')$

$\mathbf{P}'(s, s_-) = 1 - \sum_{s' \neq s_-} \frac{\mu^\bullet(f(s'))}{\mu^\bullet(f(s))} \mathbf{P}(s, s')$  (possible en vertu de la condition)

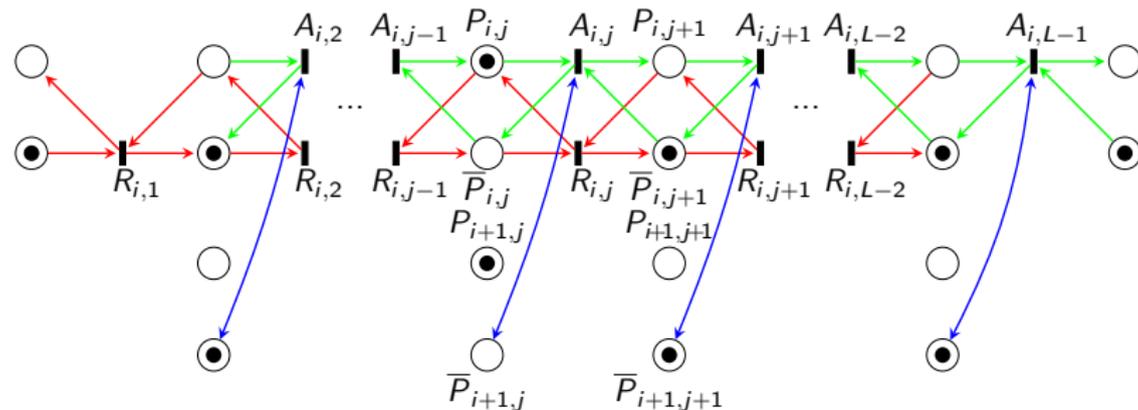
## Résultats théoriques

Soit  $(\mathcal{C}^\bullet, f)$  une réduction à variance garantie de  $\mathcal{C}$ .

- Pour tout  $s$ ,  $W_s$  est une variable aléatoire à valeurs dans  $\{0, \mu^\bullet(f(s))\}$
- Par conséquent,  $\mathbf{V}(W_s) = \mu(s) \cdot \mu^\bullet(f(s)) - \mu^2(s) \approx \mathbf{V}(W_s) \cdot \mu^\bullet(f(s))$
- Comme la distribution (itérée) suit une loi « binomiale », il est possible de calculer un intervalle de confiance.

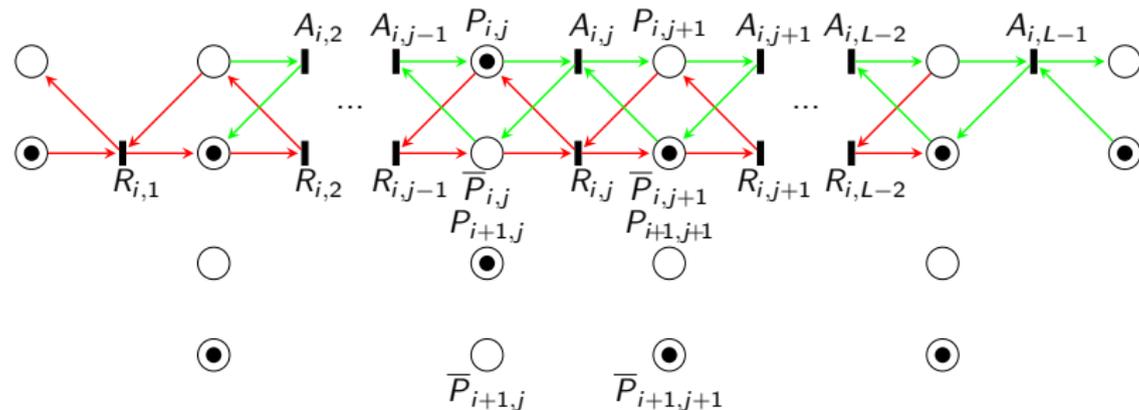
# Exemple de la ruine des joueurs

$N$  joueurs font une marche aléatoire de longueur  $L$

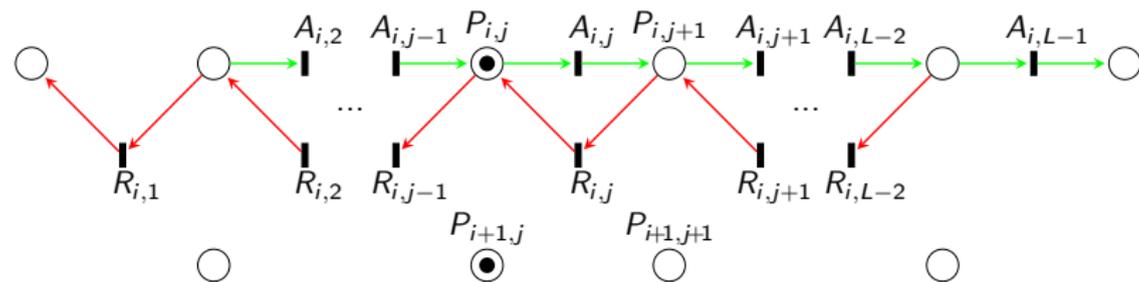


Taille du système  $L^N$

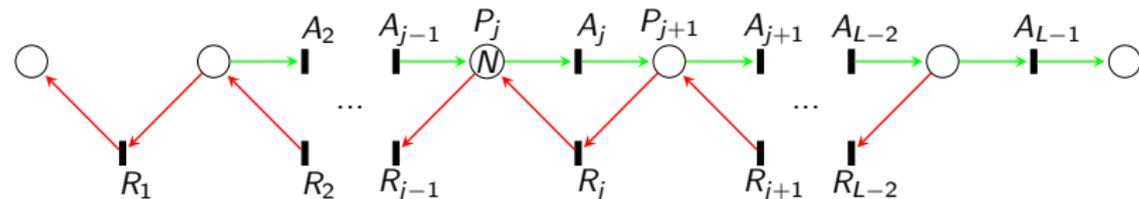
# Exemple de la ruine des joueurs



## Exemple de la ruine des joueurs



## Exemple de la ruine des joueurs



Taille du système  $\binom{N+L-1}{L-1}$

## Comment vérifier la condition plus structurellement ?

On veut démontrer la condition de réduction sans analyse numérique.

$$\forall s \in S, \sum_{t \in S} \mu^\bullet(f(t)) \cdot \mathbf{P}(s, t) \leq \mu^\bullet(f(s))$$

Soient  $\mathcal{C}$  une DTMC et  $\mathcal{C}^\bullet$  une chaîne réduite. On suppose  $f$  surjective et localement injective. On note pour tout  $s$  :

- $Com(s)$ , les transitions «communes» à  $\mathcal{C}$  et à  $\mathcal{C}^\bullet$  :  
 $Com(s) = \{(f(s), f(s')) \mid \mathbf{P}(s, s') > 0 \wedge \mathbf{P}^\bullet(f(s), f(s')) > 0\}$
- $Ext(s)$ , les transitions de  $\mathcal{C}$  «absentes» dans  $\mathcal{C}^\bullet$  :  
 $Ext(s) = \{(f(s), f(s')) \mid \mathbf{P}(s, s') > 0 \wedge \mathbf{P}^\bullet(f(s), f(s')) = 0\}$
- $Inh(s)$ , les transitions de  $\mathcal{C}^\bullet$  «absentes» dans  $\mathcal{C}$  :  
 $Inh(s) = \{(f(s), s^\bullet) \mid$   
 $\forall s' \in f^{-1}(s) \mathbf{P}(s, s') = 0 \wedge \mathbf{P}^\bullet(f(s), s^\bullet) > 0\}$

# Une nouvelle condition pour la variance garantie

Soit  $h(s)$  (resp  $h^\bullet(f(s))$ ), la probabilité d'emprunter une transition commune dans  $\mathcal{C}$  (resp  $\mathcal{C}^\bullet$ ).

## Proposition

Si pour tout  $s$  non absorbant tel que  $\mu(s) > 0$  on a :

- Les transitions communes ont des probabilités relatives identiques :  
 $\forall (f(s), f(s')) \in Com(s) \quad \mathbf{P}(s, s')/h(s) = \mathbf{P}^\bullet(f(s), f(s'))/h^\bullet(f(s))$
- Les transitions propres à  $\mathcal{C}$  «diminuent» la probabilité d'atteindre  $f(s_+)$   
 $\forall (f(s), f(s')) \in Ext(s) \quad \mu^\bullet(f(s)) \geq \mu^\bullet(f(s'))$
- Les transitions propres à  $\mathcal{C}^\bullet$  «augmentent» cette probabilité  
 $\forall (f(s), s^\bullet) \in Inh(s) \quad \mu^\bullet(f(s)) \leq \mu^\bullet(s^\bullet)$

Alors  $\mathcal{C}^\bullet$  est une réduction à variance garantie.

# Méthodologie

- 1 Spécifier un modèle réduit  $\mathcal{M}^\bullet$  de chaîne de Markov associée  $\mathcal{C}^\bullet$  et une fonction  $f$ .
- 2 Etablir par examen de  $\mathcal{M}$  et  $\mathcal{M}^\bullet$  que la réduction est à variance garantie.
- 3 Calculer numériquement la fonction  $\mu^\bullet$ .
- 4 Calculer statistiquement  $\mu(s_0)$  en utilisant l'échantillonnage préférentiel induit par  $\mu^\bullet$ .

## Généralisation de la méthode

### Spécification d'un échantillonnage préférentiel dans le cas général

Soient  $\mathcal{C}$  une DTMC et  $\mathcal{C}^\bullet$  une chaîne réduite par  $f$ .

Soit  $s$  tel que  $\mu^\bullet(f(s)) < \sum_{t \in S} \mu^\bullet(f(t)) \cdot \mathbf{P}(s, t) \equiv g(s)$ .

Alors :

$$\mathbf{P}'(s, s') = \frac{\mu^\bullet(f(s')) \cdot \mathbf{P}(s, s')}{g(s)}$$

# Généralisation de la méthode

## Spécification d'un échantillonnage préférentiel dans le cas général

Soient  $\mathcal{C}$  une DTMC et  $\mathcal{C}^\bullet$  une chaîne réduite par  $f$ .

Soit  $s$  tel que  $\mu^\bullet(f(s)) < \sum_{t \in S} \mu^\bullet(f(t)) \cdot \mathbf{P}(s, t) \equiv g(s)$ .

Alors :

$$\mathbf{P}'(s, s') = \frac{\mu^\bullet(f(s')) \cdot \mathbf{P}(s, s')}{g(s)}$$

## Observation

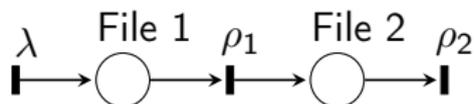
Pour tout  $s$  tel que  $\mu(s) > 0$ ,

$W_s$  est une variable aléatoire à valeurs dans  $\{0\} \cup [\mu^\bullet(f(s)), \infty[$ .

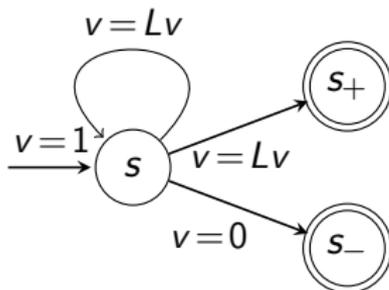
- 1 Introduction
- 2 Développement théorique
- 3 Expérimentations
  - L'outil Cosmos
  - Implémentation de la méthode
  - Exemples
- 4 Conclusion

# COSMOS un outil de model checking statistique

- Modèle sous forme de réseaux de Petri à distributions générales



- Spécification de formules par un automate hybride



- Model checking et évaluation de performance
- Vitesse de simulation supérieure à PRISM

# Adaptation de COSMOS

Adaptation de la méthode aux modèles à temps continu

Calcul de la valeur des trajectoires par l'automate hybride

Encodage de la fonction  $f$  et de l'échantillonnage préférentiel.

## Exemple de la ruine parallèle

- $p = 0.3$
- $L = 15$
- 300000 trajectoires

N	taille de $\mathcal{C}$	$\mu(s_0)$	T (s) numérique	taille de $\mathcal{C}^*$	$\mu^*(f(s_0))$	T $\mu^*$ (sec)	$\mu(s_0)$ estimé	$\delta$	T (sec) simulation
5	7.5E5	1.884E-9	20	11628	1.444E-8	$\approx 0$	1.902E-09	4.142E-11	1100
6	1.1E7	1.147E-12	435	38760	2.450E-11	$\approx 0$	1.157E-12	3.167E-14	930
7	1.7E8	#	#	116280	5.712E-11	3	2.934E-12	8.269E-14	1200
8	2.0E9	#	#	319770	1.033E-13	14	1.885E-15	9.724E-17	1000
9	3.8E10	#	#	817190	2.323E-13	47	4.693E-15	2.776E-16	1400
10	5.7E11	#	#	1961256	4.379E-16	153	3.209E-18	3.173E-19	1000
11	8.0E12	#	#	4457400	9.626E-16	481	7.959E-18	7.664E-19	1300
12	1.3E14	#	#	9657700	1.866E-18	1000	5.590E-21	1.030E-21	1100

### Observation

Dès que  $N \geq 7$  le résultat obtenu est à la fois hors de portée des model-checkers numériques et statistiques classiques.

# Conclusion

- Contributions

- ▶ Conception du premier échantillonnage préférentiel avec intervalle de confiance
- ▶ Application au model checking statistique
- ▶ Expérimentations variées

- Perspectives

- ▶ Meilleure intégration dans l'outil
- ▶ Meilleure condition structurelle (basée sur le couplage)
- ▶ Prise en charge plus générale des systèmes infinis
- ▶ Extension aux distributions non markoviennes