



確率と計算

来嶋 秀治 (九州大学)

本講演のねらい

「乱択アルゴリズムにおいて、乱数に真に求める性質は何か？」

本講演のねらい

「乱択アルゴリズムにおいて、乱数に真に求める性質は何か？」

1. 乱択の威力: ストリーム中の頻出アイテム検知
2. 高度な乱択技法: 組合せ的対象のランダム生成
3. 脱乱択化: ランダムウォークの脱乱択化

乱択の威力

[ISAAC 2011]

1. ストリーム中の頻出アイテム検知

緒方 正虎, 山内 由紀子, 来嶋 秀治, 山下 雅史

九州大学

ストリームデータ中の頻出アイテム検知

問題: 頻出アイテム検知

Given: $\theta \in (0, 1)$ $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: all $s \in \Sigma$ s.t. $f(s) \geq \theta \cdot N$ • ○ ○

但し $f(s)$ は s が \mathbf{x} 中で出現した回数

事前には、
N (or $\log N$ の近似値)も
わからない。

例1. POSデータ

$\Sigma = \{\text{お茶, 菓子, 乾電池, \dots, 弁当}\}$

$\mathbf{x} = \text{お茶, 菓子, 乾電池, お茶, 弁当, ジュース, お茶, \dots}$

例2. IPアドレス

$\Sigma \subseteq \{0.0.0.0, \dots, 255.255.255.255\}$

$\mathbf{x} = 123.45.67.89, 111.11.1.1., 123.45,67,89, 122.122.12.12\dots$

頻出アイテム検知の領域複雑度

定理 [Karp, Shenker, Papadimitriou '03]

頻出アイテム検知を厳密に行うには,

$\Omega(|\Sigma| \log (N/|\Sigma|))$ bits が必要.

($N \gg |\Sigma| \gg 1/\theta$ とする)

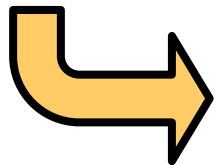
定理 [Karp, Shenker, Papadimitriou '03]

頻出アイテム検知に対する

$O((1/\theta) \log N)$ bits の偽陽性(近似)アルゴリズムが存在.

($N \gg |\Sigma| \gg 1/\theta$ とする)

決定的



$o(\log N)$ bits アルゴリズム?

➤ e.g. $O(\log \log N)$ bits?

単純化: $o(\log N)$ bits で要素数を数えられるか?

問題: 要素数え上げ

Given: $x = (a, \dots, a) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: N

事前には、

N (or $\log N$ の近似値) も
わからない。

アルゴリズム: 数え上げ

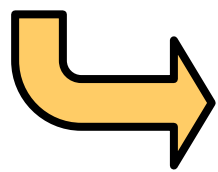
0. Set $n := 0$.

1. Read an input. If no more input, goto 3.

2. $n++$, Goto 1.

3. Output n (as $N = n$).

$O(\log N)$ bits



$o(\log N)$ bits 近似アルゴリズム?

➤ e.g. $O(\log \log N)$ bits?

単純化: $o(\log N)$ bits で要素数を数えられるか?

問題: 要素数え上げ

Given: $\mathbf{x} = (a, \dots, a) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: N

事前には、

N (or $\log N$ の近似値) も
わからない。

Remark

- N は $O(\log N)$ bits で表現可能.
 - ✓ $N = 1,351,127,649,213$
- N の近似は $O(\log \log N)$ bits で表現可能
 - ✓ $N \approx 1.351 \times 10^{12}$

つまり、

指数部 (= $\log N$) が $o(\log N)$ bits 領域で近似計算できるか? ということ。

表現は $O(\log \log N)$ bits で可能

単純化: $O(\log N)$ bits で要素数を数えられるか?

問題: 要素数え上げ

Given: $x = (a, \dots, a) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: N

事前には、

N (or $\log N$ の近似値) も
わからない。

アルゴリズム: 数え上げ

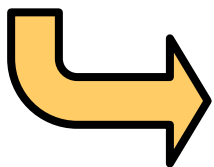
0. Set $n := 0$.

1. Read an input. If no more input, goto 3.

2. $n++$, Goto 1.

3. Output n (as $N = n$).

$O(\log N)$ bits



不可能? (決定的アルゴリズムでは)

確率的数え上げ

問題: 要素数え上げ

Given: $x = (a, \dots, a) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: N

アルゴリズム: 確率的数え上げ

0. Set $k := 0$.

1. Read an input. If no more input, goto 3.

2. $k++$, w.p. $1/2^k$. Goto 1.

3. Output k (as $N \approx 2^k$).

事前には、

N (or $\log N$ の近似値)も
わからない。

⇒ ポイント

PTM では w.p. $1/2^k$ を
 $O(\log K)$ bits で実現可能!

$O(\log \log N)$ bits

Thm. [Morris '78, Flajolet '85]

$E[2^{k+1}] \approx N+1$

確率的数え上げ(改良型)

問題: 要素数え上げ

Given: $\mathbf{x} = (a, \dots, a) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: N

事前には、

N (or $\log N$ の近似値)も
わからない。

アルゴリズム: 確率的数え上げ(改良型)

0. Set $k:=0, l:=0$.

1. Read an input. If no more input, goto 4.

2. $l++$, w.p. $1/2^k$.

3. If $l=2^b$, $k++$, and set $l := l'$ w.p. $\binom{2^b}{l'} \cdot 2^{-1}$. Goto 1.

4. Output l and k (as $N \approx l * 2^k$).

$O(\log \log N)$ bits

Thm. [Ogata, Yamauchi, K., Yamashita '11]

$E[l * 2^k] \approx N$. $P[l * 2^k \leq N / 2] \leq 1/2$. $P[l * 2^k \geq 2N] \leq 1/2$.

“改良型”を使うと、頻出アイテム検知も可能。(詳細略)

ストリームデータ中の頻出アイテム検知

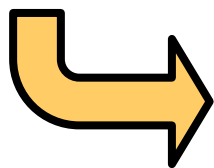
問題: 頻出アイテム検知

Given: $\theta \in (0, 1)$ $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: all $s \in \Sigma$ s.t. $f(s) \geq \theta \cdot N$ • • •

但し $f(s)$ は s が \mathbf{x} 中で出現した回数

事前には、
N (or $\log N$ の近似値)も
わからない。



$o(\log N)$ bits アルゴリズム?
➤ e.g. $O(\log \log N)$ bits?

ストリームデータ中の頻出アイテム検知

問題: 頻出アイテム検知

Given: $\theta \in (0, 1)$ $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N) \in \Sigma^N$ (順々に)

Find: all $s \in \Sigma$ s.t. $f(s) \geq \theta \cdot N$

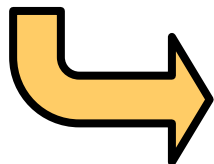
但し $f(s)$ は s が \mathbf{x} 中で出現した回数

事前には、
N (or $\log N$ の近似値)も
わからない。

Thm. [Ogata, Yamauchi, K., Yamashita '11]

$O(\log \log N)$ bits 領域の乱択近似アルゴリズムが存在.

詳細略



$o(\log N)$ bits アルゴリズム?
➤ e.g. $O(\log \log N)$ bits?

“ランダム生成” \approx “数える(積分)”

2. 組合せ的対象のランダム生成

マルコフ連鎖モンテカルロ法

(MCMC: Markov chain Monte Carlo)

joint with 松井知己 (中央大学)

例: 2行分割表のランダム生成

2元分割表

- ✓ 各セルには非負整数が入る
- ✓ (与えられた) 周辺和を満たす

						12
						18
5	4	3	7	5	6	30

問題

Given: 周辺和

出力: 分割表の**一様ランダム**生成

例: 2行分割表のランダム生成

2元分割表

- ✓ 各セルには非負整数が入る
- ✓ (与えられた) 周辺和を満たす

						12
						18
5	4	3	7	5	6	30

5	4	3	0	0	0	12
0	0	0	7	5	6	18
5	4	3	7	5	6	30

状態A

4	3	1	3	1	0	12
1	1	2	4	4	6	18
5	4	3	7	5	6	30

状態B

0	0	0	1	5	6	12
5	4	3	6	0	0	18
5	4	3	7	5	6	30

状態C

問題

Given: 周辺和

出力: 分割表の**一様ランダム**生成

例: 2行分割表のランダム生成

2元分割表

- ✓ 各セルには非負整数が入る
- ✓ (与えられた) 周辺和を満たす

						12
						18
5	4	3	7	5	6	30

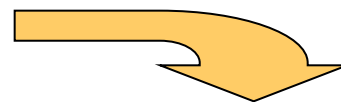
与えられた周辺和を満たす2行分割表の個数を求める問題

⇒ #P完全 (NP困難) ['97 Dyer, Kannan, & Mount]

問題

Given: 周辺和

出力: 分割表の一様ランダム生成



マルコフ連鎖を用いた
サンプリング法

例: 2行分割表に対するマルコフ連鎖 [K & Matsui '06]

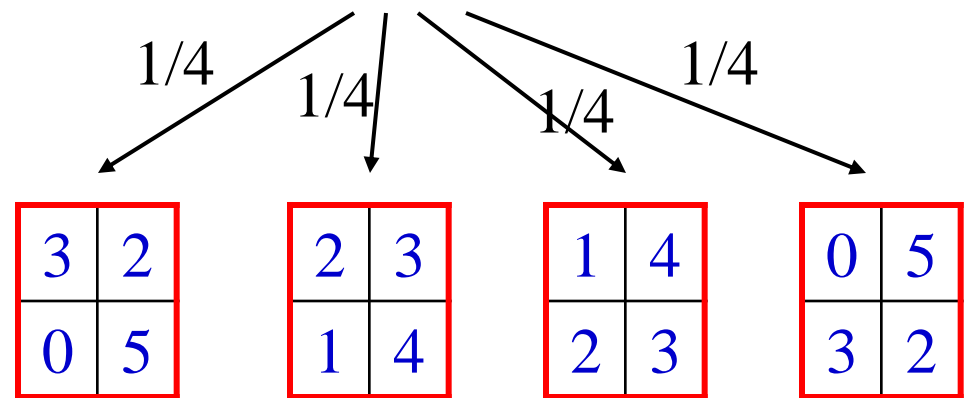
- j 列目 (と $j+1$ 列目) を $1/(n-1)$ の確率で選ぶ。
- j 列目と $j+1$ 列目に対して推移可能な状態に等確率で推移する。

2	3	5
1	4	5
3	7	10

+

$+k$	$-k$
$-k$	$+k$

		j	$j+1$			
		↓	↓			
4	3	2	3	0	0	12
1	1	1	4	5	6	18
5	4	3	7	5	6	30



提案するマルコフ連鎖の特徴

定理

提案したマルコフ連鎖の定常分布は一様分布である。

略証: $\forall (X, Y), P(X, Y) > 0 \Rightarrow P(Y, X) > 0$ かつ $P(X, Y) = P(Y, X)$

X

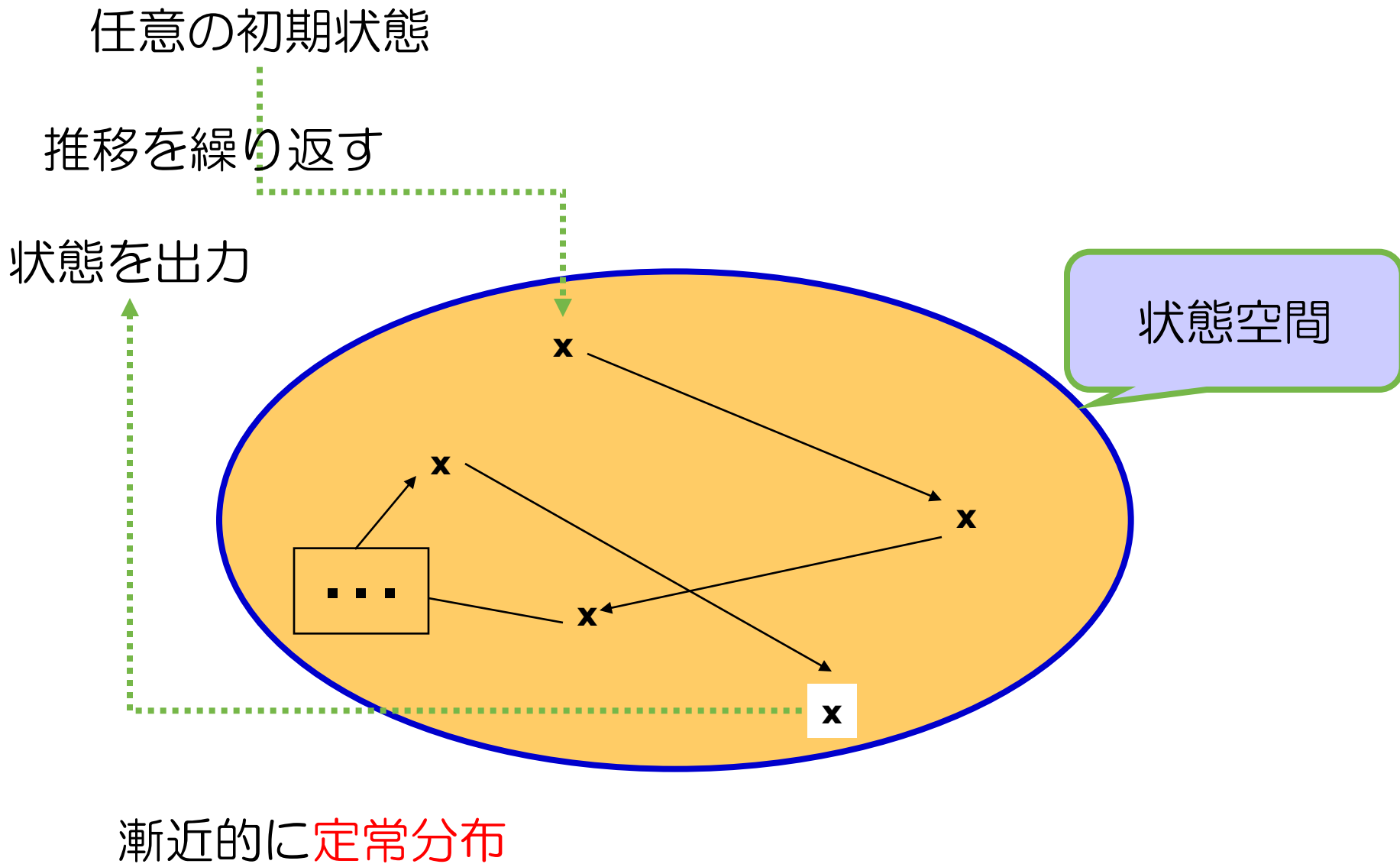
4	3	2	3	0	0	12
1	1	1	4	5	6	18
5	4	3	7	5	6	30

Y

4	3	0	5	0	0	12
1	1	3	2	5	6	18
5	4	3	7	5	6	30

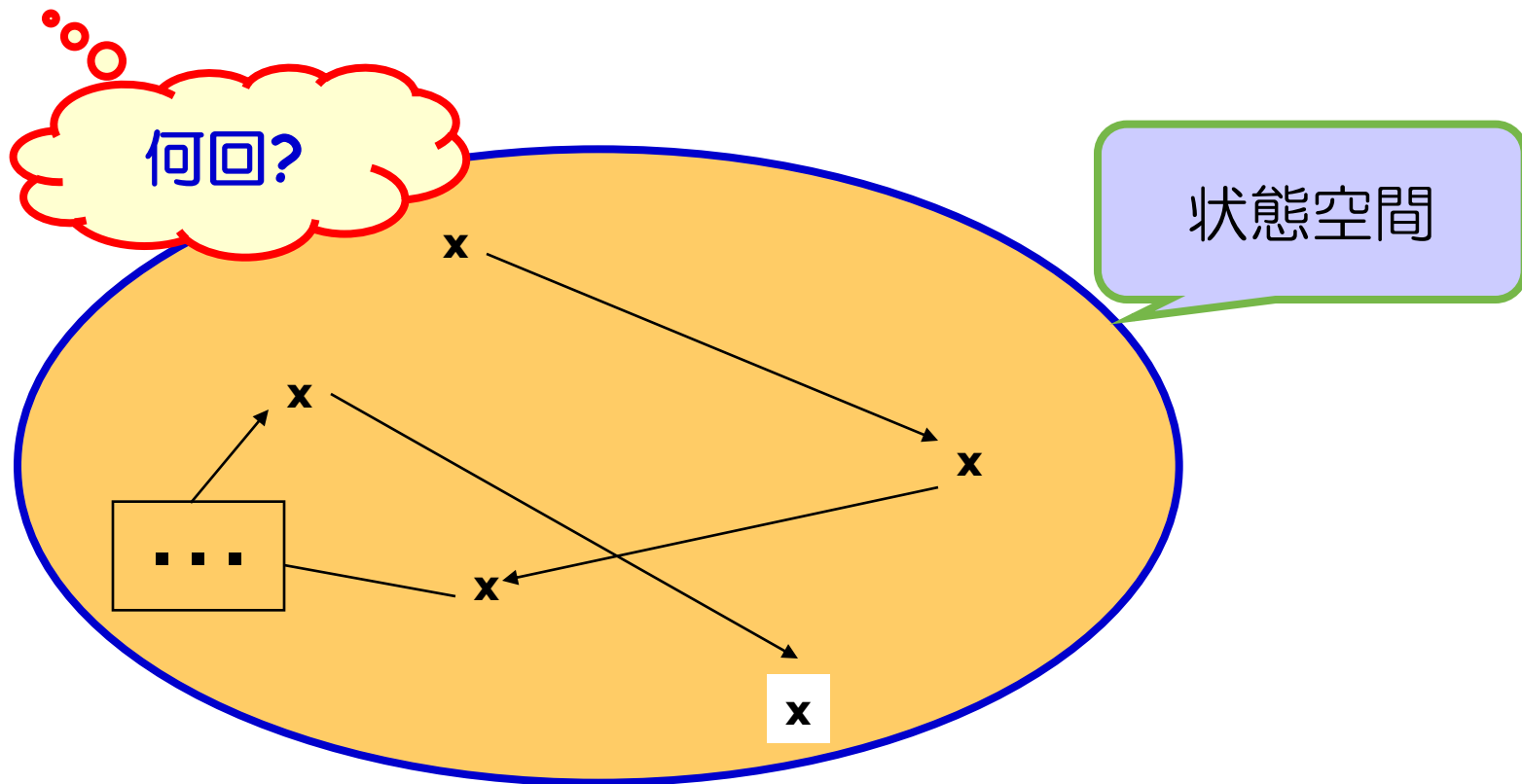
(detailed balance equation $\pi(X) P(X, Y) = \pi(Y) P(Y, X)$)

マルコフ連鎖の極限分布



MCMC法のアイデア

1. 所望の分布を定常分布にもつマルコフ連鎖を設計する。
2. 十分な回数推移させて, 定常分布からサンプリングする。



⇒ (漸近的に)所望の分布に従うサンプリングを実現

問題点は何か？

「何回推移させれば十分か？」

近似サンプリング法

- ✓ 収束スピードの算定
 - **mixing time**, total variation distance

完璧サンプリング法

- ✓ マルコフ連鎖の推移シミュレーションを工夫
- ✓ 無限回の推移の結果を出力 (⇒ 定常分布に厳密に従う)
 - **Coupling from the past** [Propp & Wilson 1996]

単調マルコフ連鎖の設計で効率化

MCMC完璧サンプリングの設計例

単調なマルコフ連鎖

- ✓ Isingモデル [Propp & Wilson 96]
- ✓ Pottsモデル (クラッターモデル)
- ✓ tiling [Wilson 01]
- ✓ 2行分割表 [K & Matsui 06]
- ✓ 離散化Dirichlet分布 [Matsui & K 07]
- ✓ 待ち行列ネットワーク [K & Matsui 08]
- ✓ Q-Ising モデル [Yamamoto, K & Matsui 08]

それ以外のCFTP

- ✓ 根付き全張木 [Propp & Wilson 98]

乱数ベクトルの記憶容量に関する問題

- Wilson の read onceアルゴリズム [Wilson 00]
- Fillのinterruptibleアルゴリズム [Fill 98]

参考文献

- 来嶋秀治, 松井知己, “完璧にサンプリングしよう!”
オペレーションズ・リサーチ, 50 (2005),
第一話「遥かなる過去から」, 169--174 (no. 3),
第二話「天と地の狭間で」, 264--269 (no. 4),
第三話「終りある未来」, 329--334 (no. 5).
- 玉木久夫, 乱択アルゴリズム, 共立出版, 2008, 3000円

- ✓ 「ORアーカイブ」でダウンロード可能
http://www.orsj.or.jp/~archive/menu/03_50.html
- ✓ 来嶋のHP
<http://www.kurims.kyoto-u.ac.jp/~kijima/>
 - “資料”からダウンロード可能
 - 2行分割表の完璧サンプリング法のデモ (JAVAアプレット)

サンプリングアルゴリズム --最近の動向と今後の課題

解決済み (多項式性)

- ✓ 高次元凸体上の一様分布/対数凹分布

[Dyer, Frieze, & Kannan 91], [Lovasz & Vempala 07]

- ✓ パーマネント/2部グラフの完全マッチング

[Jerrum, Sinclair, & Vigoda 04], [Stefankovic, Vempala, & Vigoda 09]

- ✓ Ising モデル/白黒画像 [Jerrum & Sinclair 93], [Propp & Wilson 96]

未解決問題 (多項式性):

- ✓ **2元分割表** (u.a.r.)
- ✓ **順序イデアル** (u.a.r.)
- ✓ **Tutte多項式**
 - **マトロイド基** (u.a.r.)
 - **Pottsモデル**

不可能性

一般の**対数劣モジュラ分布**に対して, [K 09+]

(RP \neq NPの下) 多項式時間サンプリング法は**存在しない**.

「乱択アルゴリズムにおいて、乱数に真に求める性質は何か？」

脱乱択化 (derandomization)



3. ランダムウォークの脱乱択化

来嶋 秀治 (九州大学)

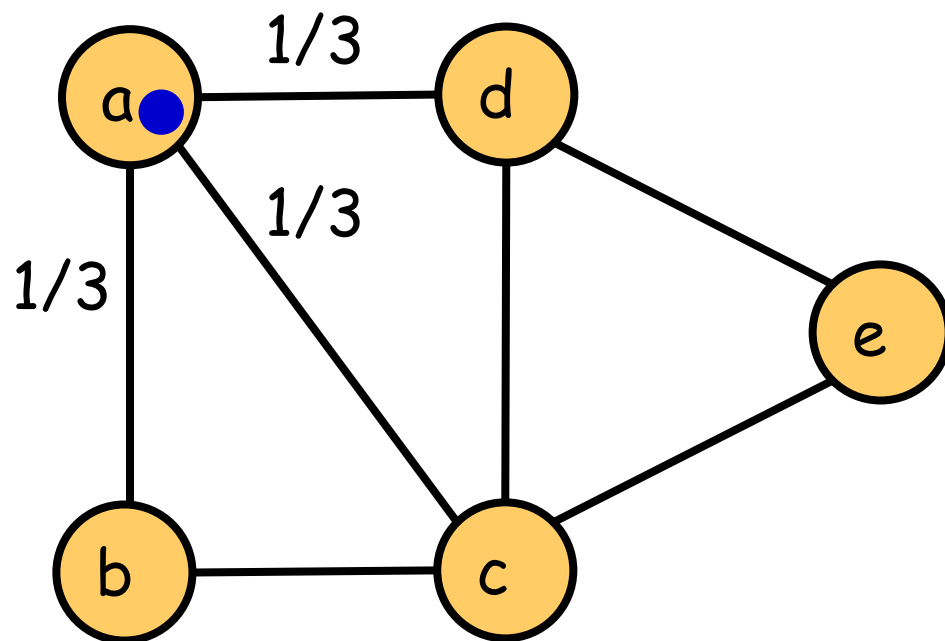
古賀 健太郎 (FANUC)

牧野 和久 (東京大学)

ランダムウォーク

トークンがグラフ上をランダムウォークする。

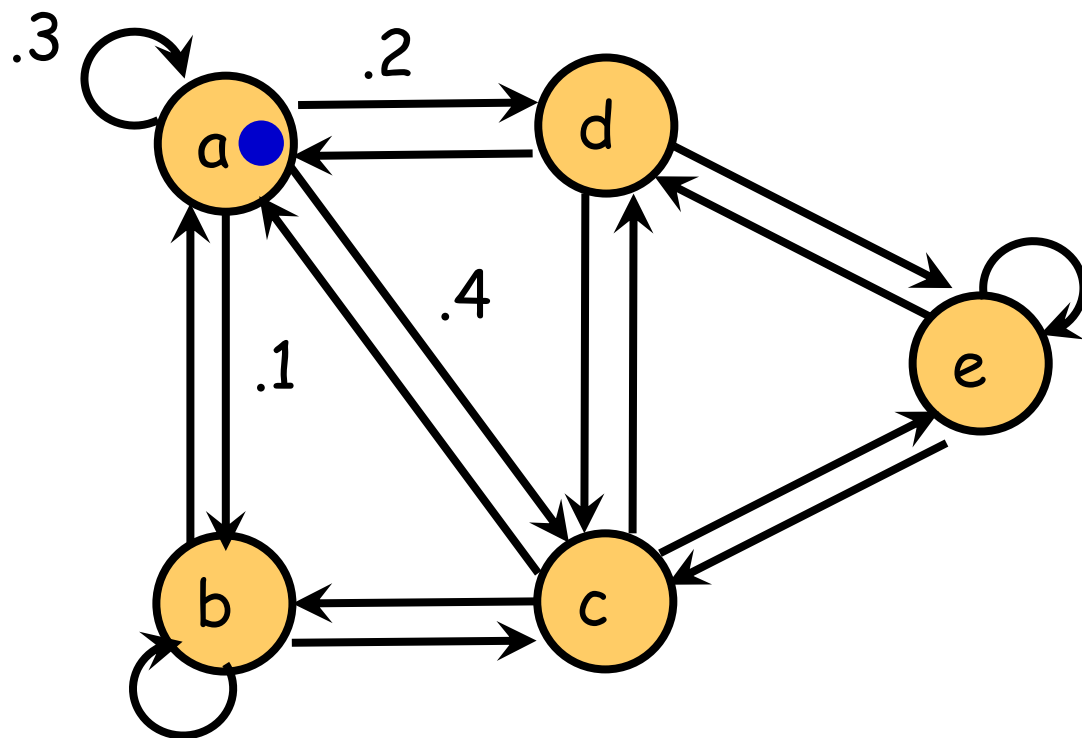
- ✓ π^0 : 初期分布 (トークンは確率 π_v^0 で頂点 v に居る)
- ✓ P : 推移確率行列 (確率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に移動)
- ✓ 時刻 t の確率分布 $\pi^t := \pi^0 P^t$ (頂点 v に居る確率 $(\pi^t)_v$)



ランダムウォーク

トークンがグラフ上をランダムウォークする。

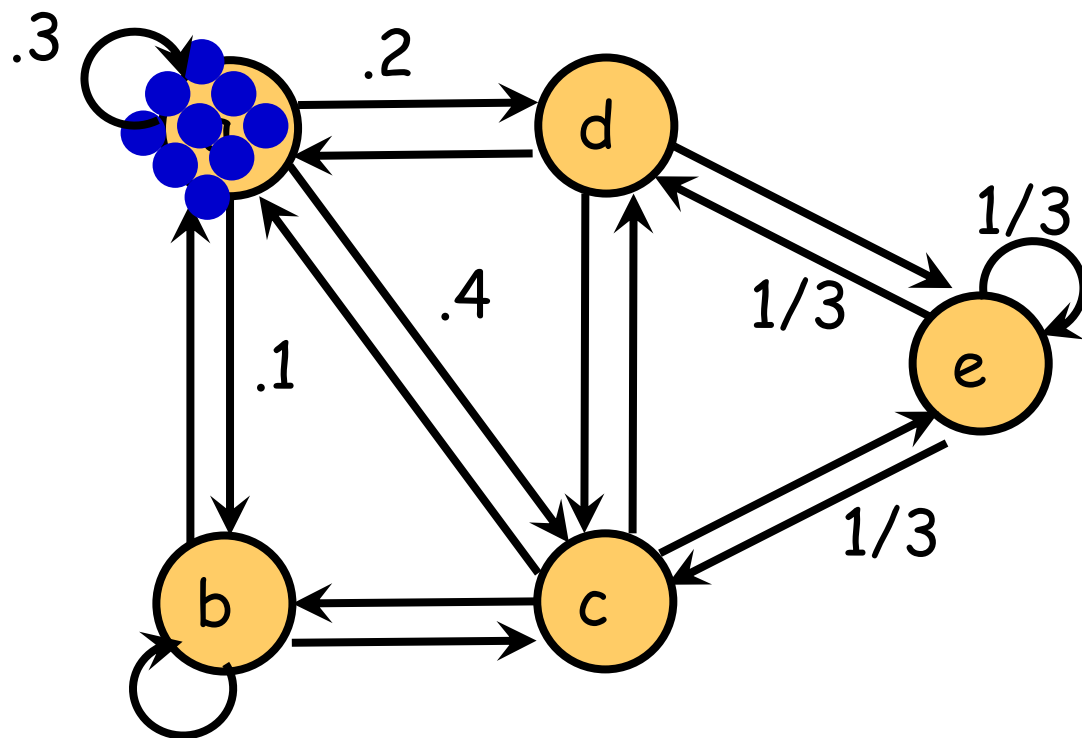
- ✓ π^0 : 初期分布 (トークンは確率 π_v^0 で頂点 v に居る)
- ✓ P : 推移確率行列 (確率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に移動)
- ✓ 時刻 t の確率分布 $\pi^t := \pi^0 P^t$ (頂点 v に居る確率 $(\pi^t)_v$)



ランダムウォーク (複数トークンによる分布の近似)

N 個のトークンがグラフ上を独立にランダムウォークする。

- ✓ μ^0 : 初期配置 ($\pi^0 \approx \mu^0/N$)
- ✓ P : 推移確率行列 (確率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に移動)
- ✓ 時刻 t の期待配置 $\mu^t := \mu^0 P^t$ ($\pi^t \approx \mu^t/N$)



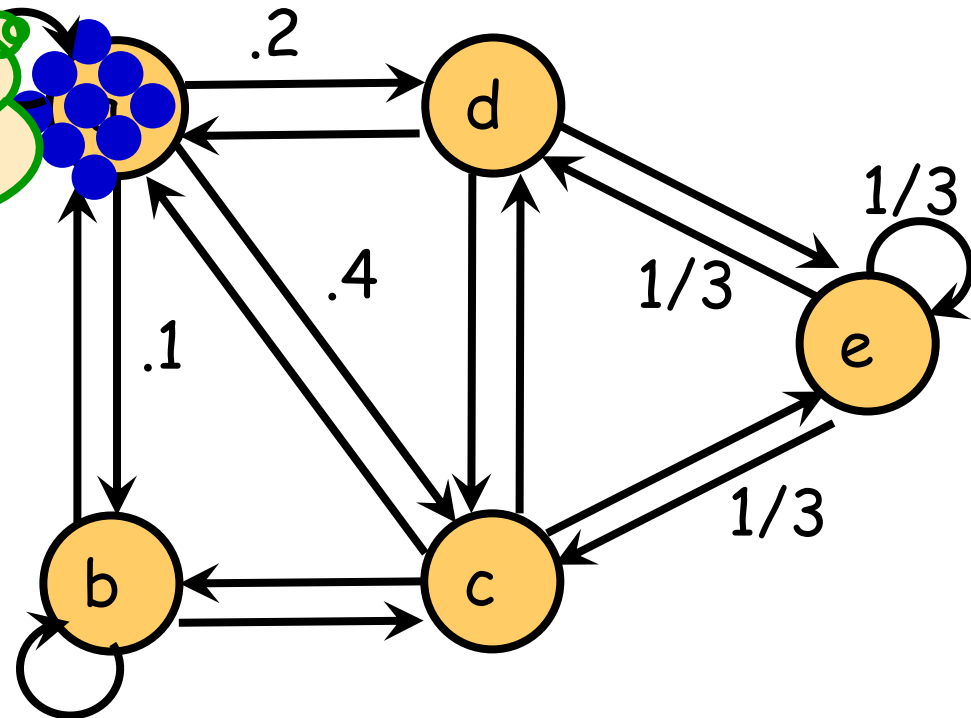
ランダムウォーク (複数トークンによる分布の近似)

N 個のトークンがグラフ上を独立にランダムウォークする。

- ✓ μ^0 : 初期配置 ($\pi^0 \approx \mu^0/N$)
- ✓ P : 推移確率行列 (確率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に移動)
- ✓ 時刻 t の期待配置 $\mu^t := \mu^0 P^t$ ($\pi^t \approx \mu^t/N$)

(N が非常に大きければ、)
トークンを約2:4:1:3の割合で
隣接点にばらまいている。

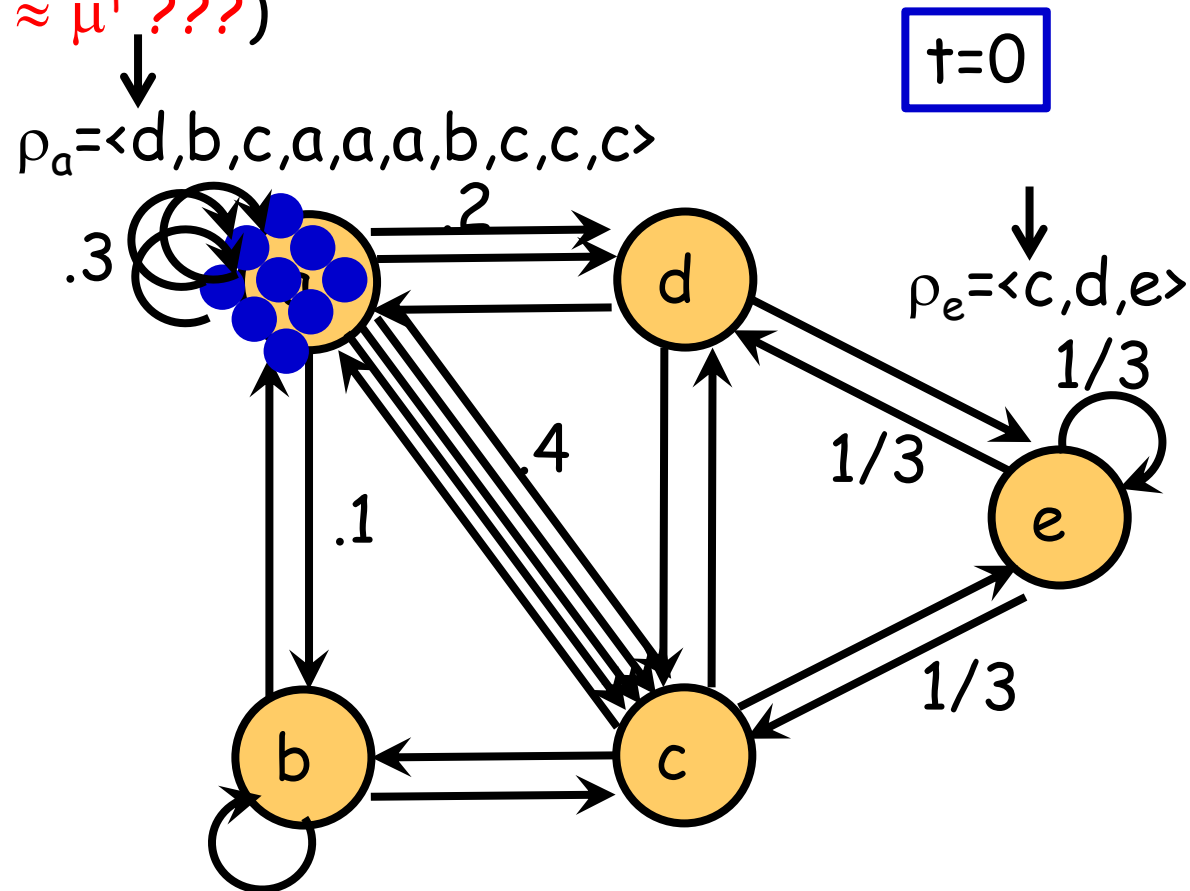
決定的過程でも大差ない?



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N個のトークンがグラフ上を移動する.

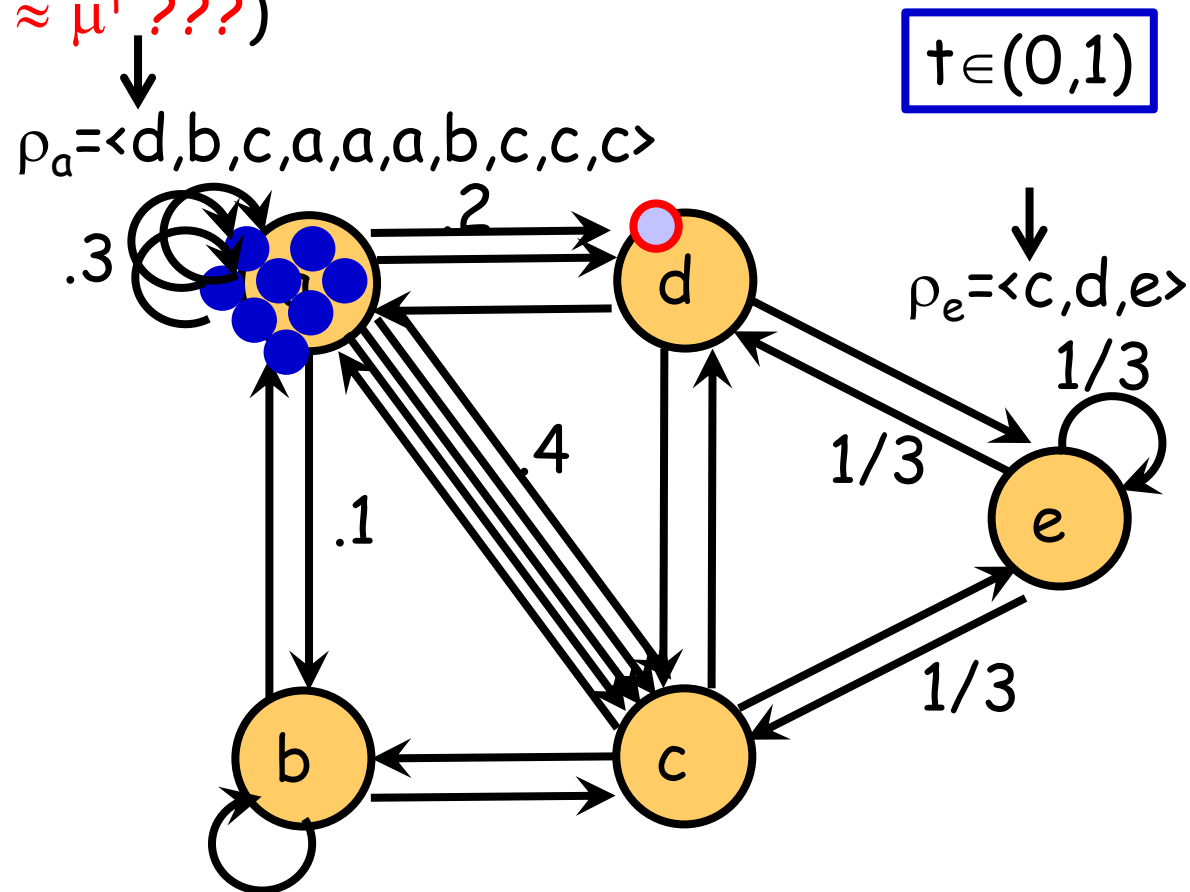
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

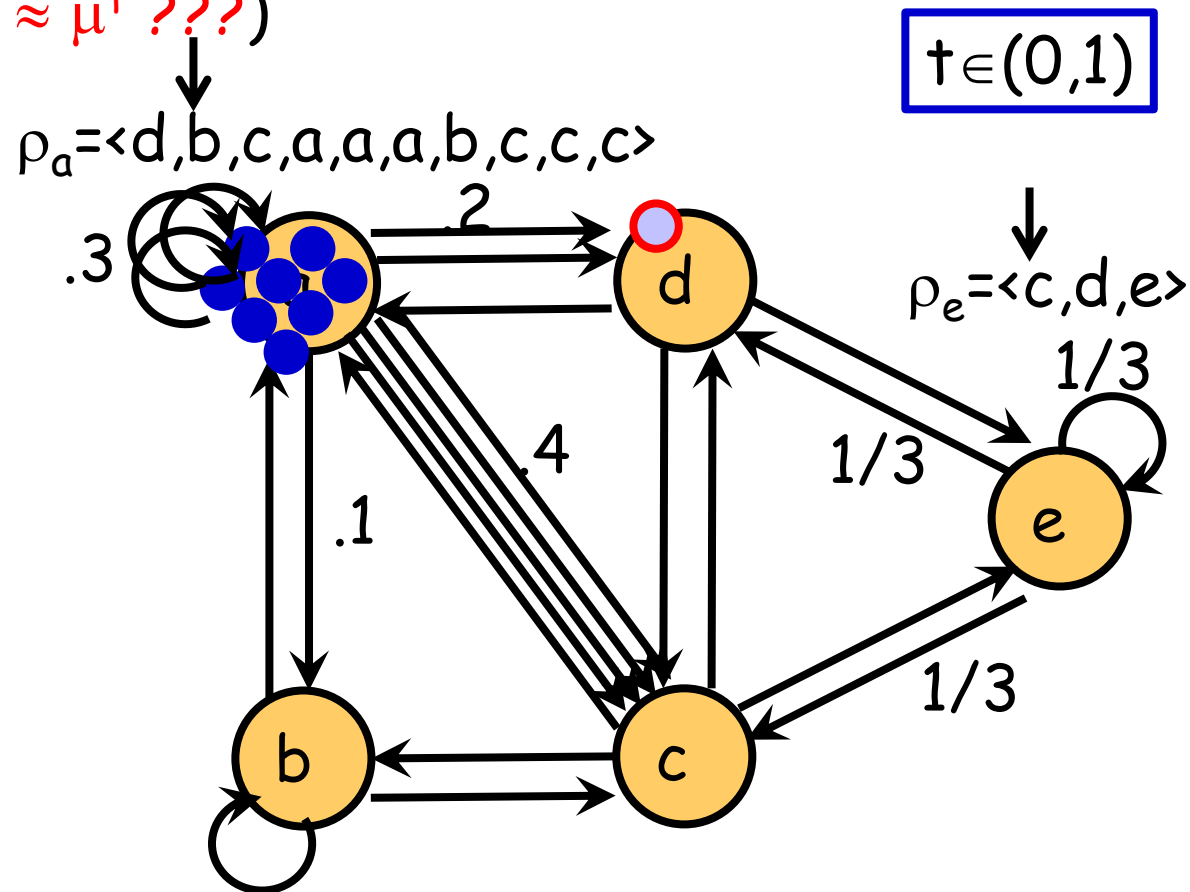
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N個のトークンがグラフ上を移動する.

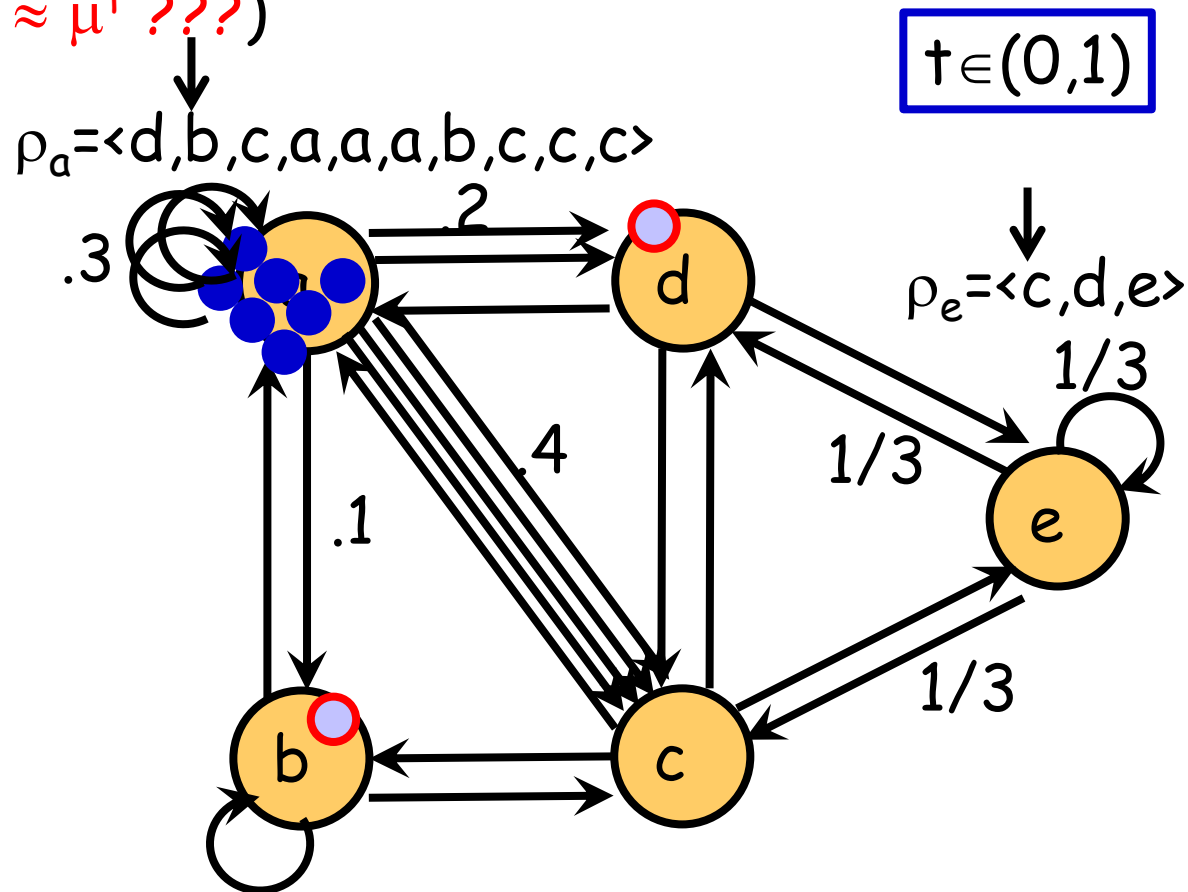
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

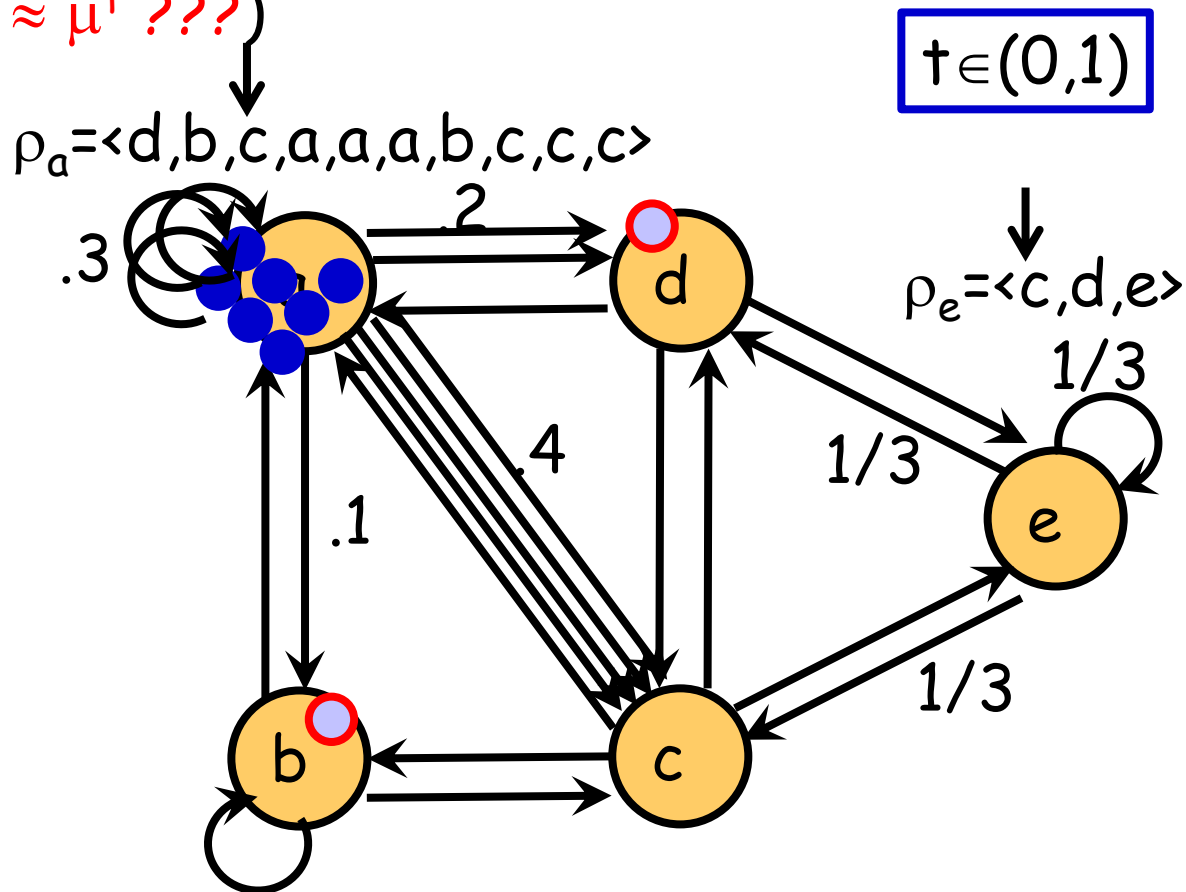
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

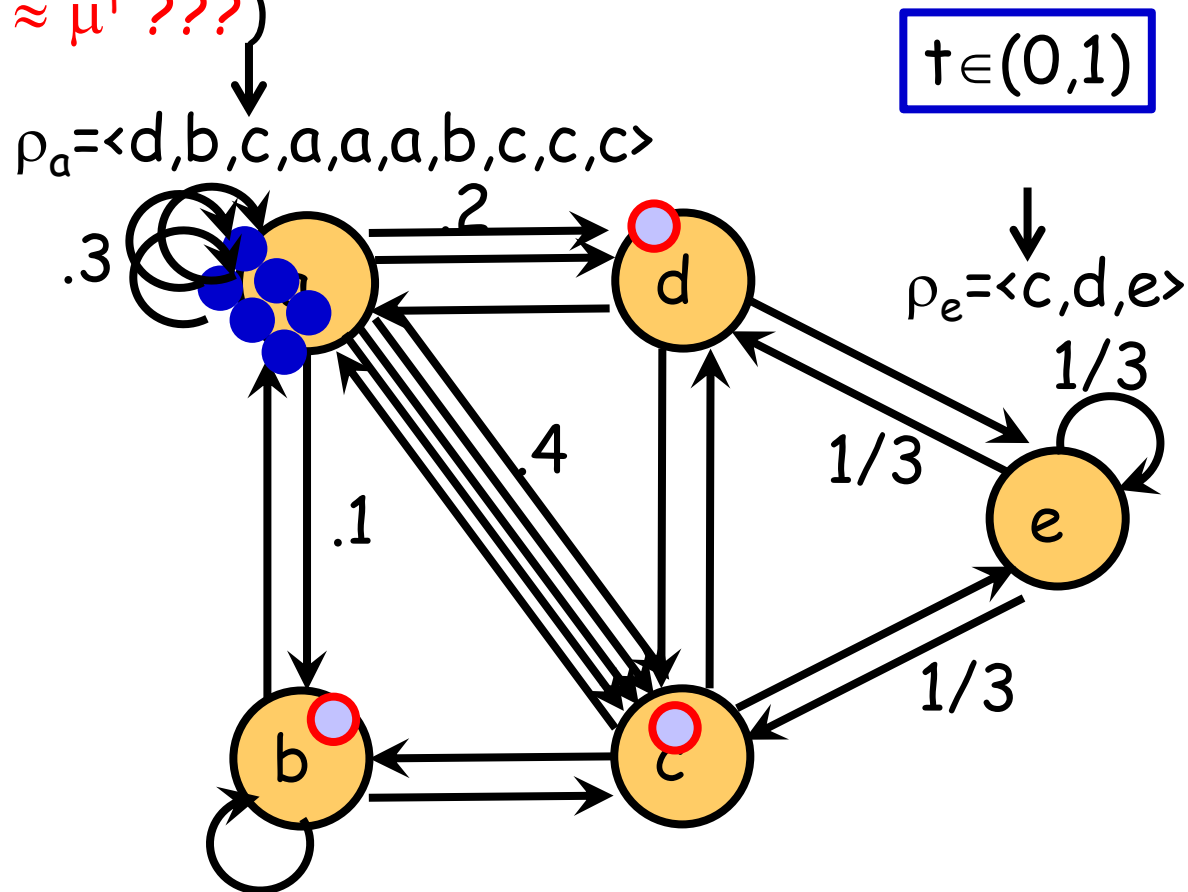
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

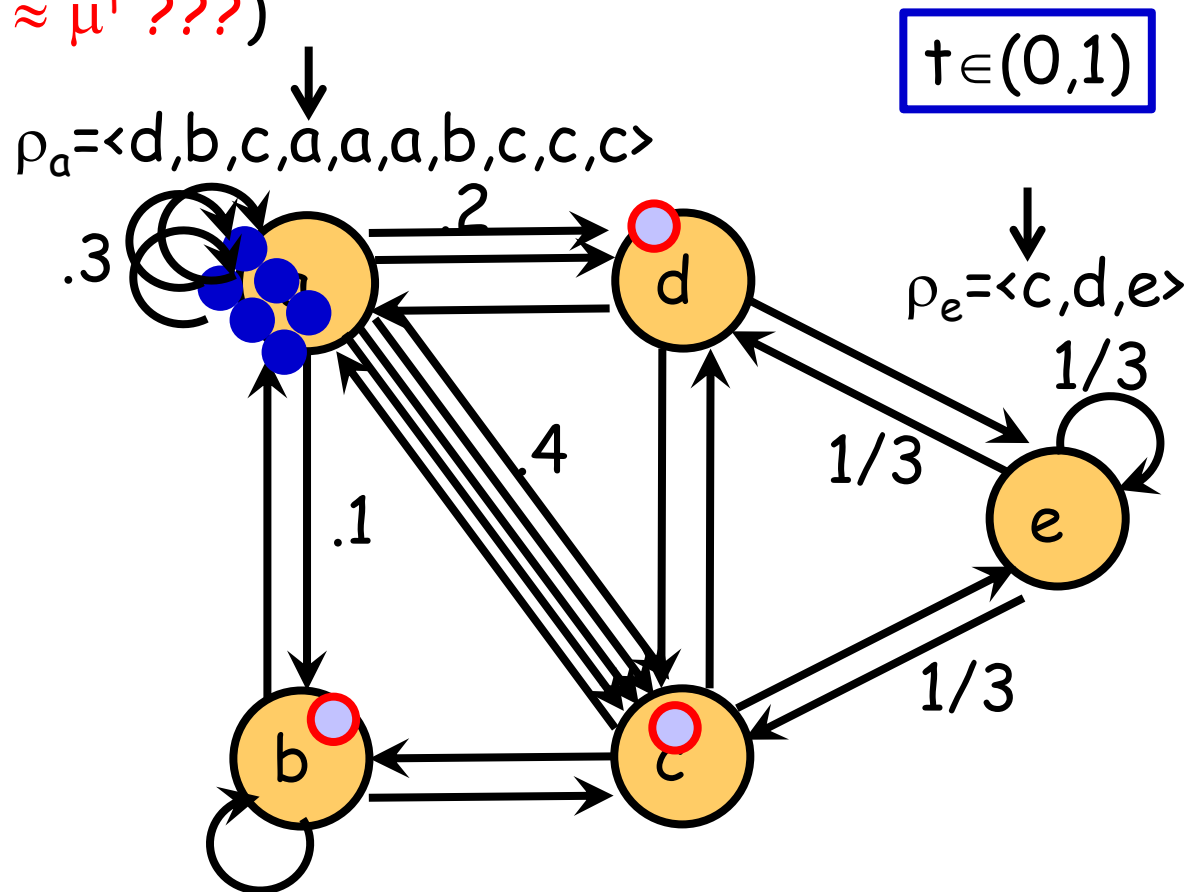
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

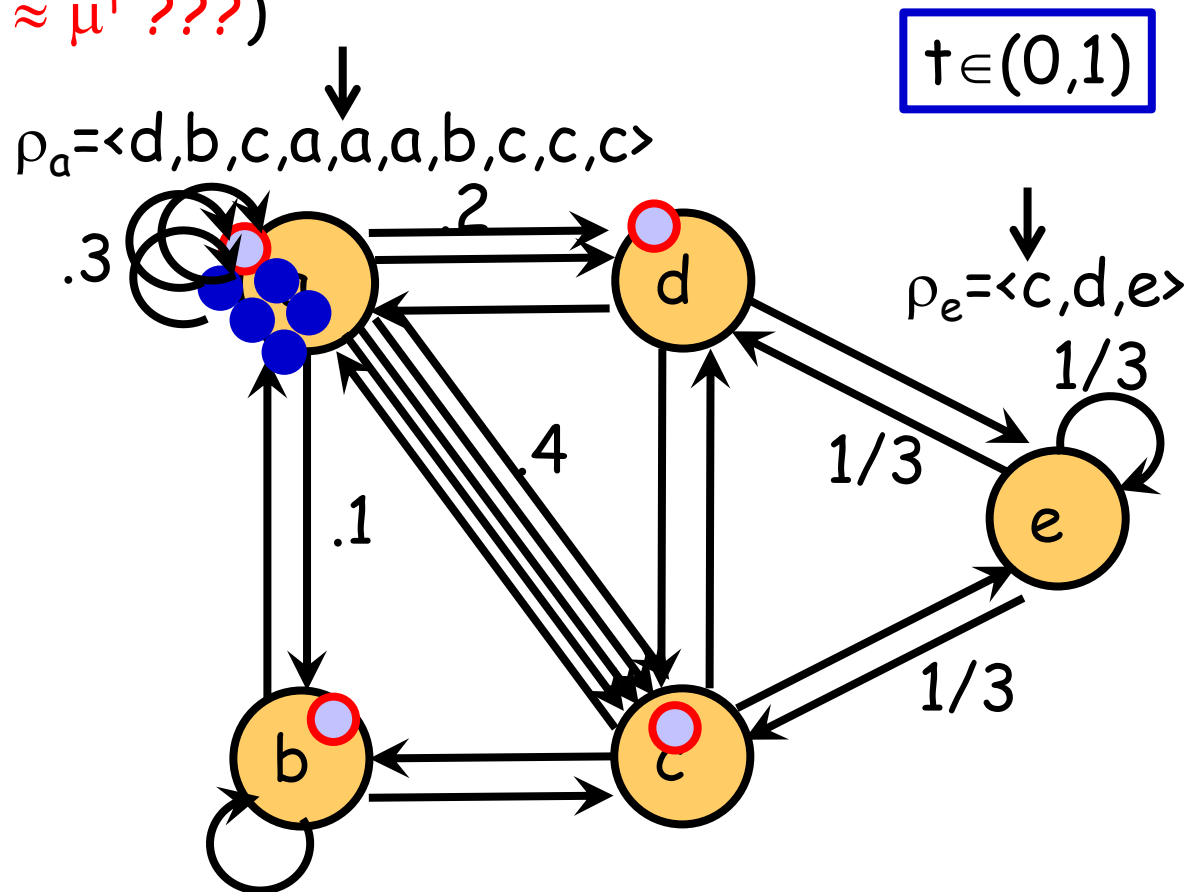
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

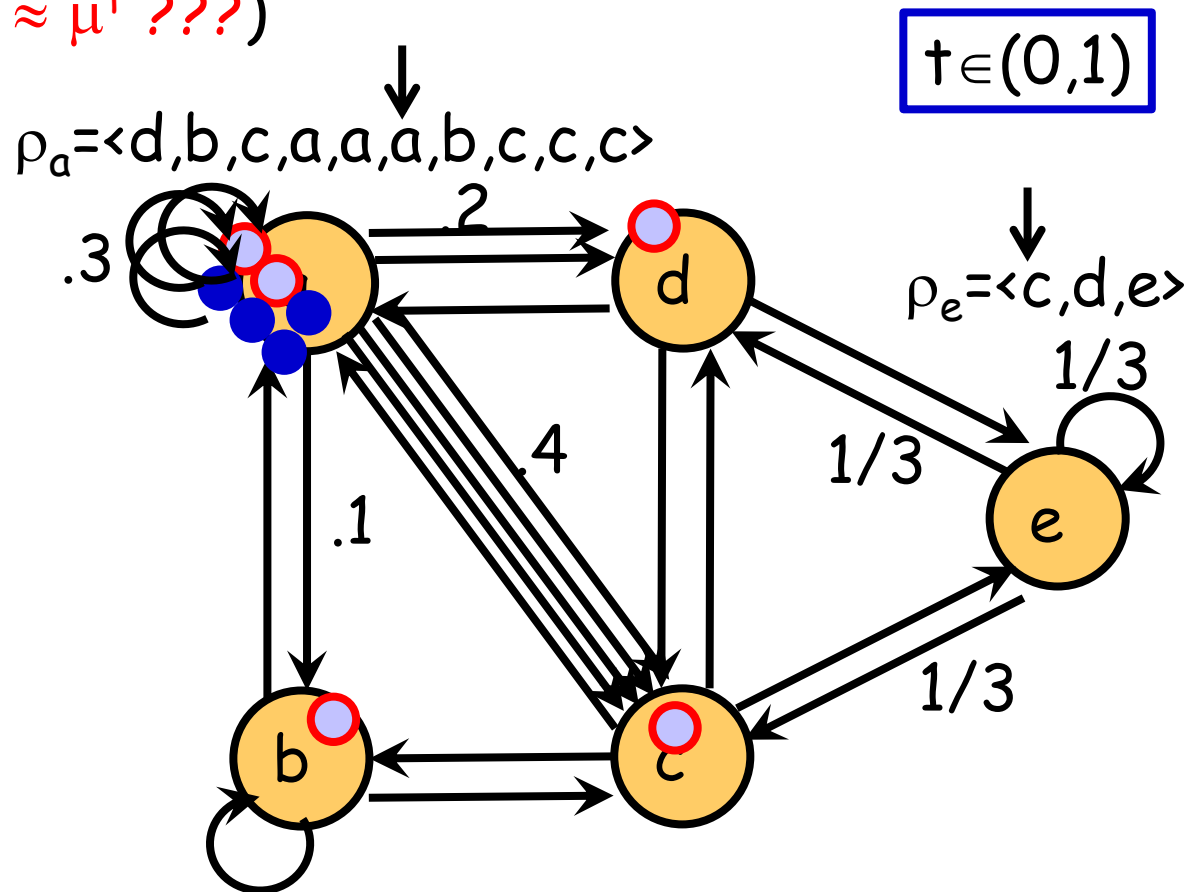
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

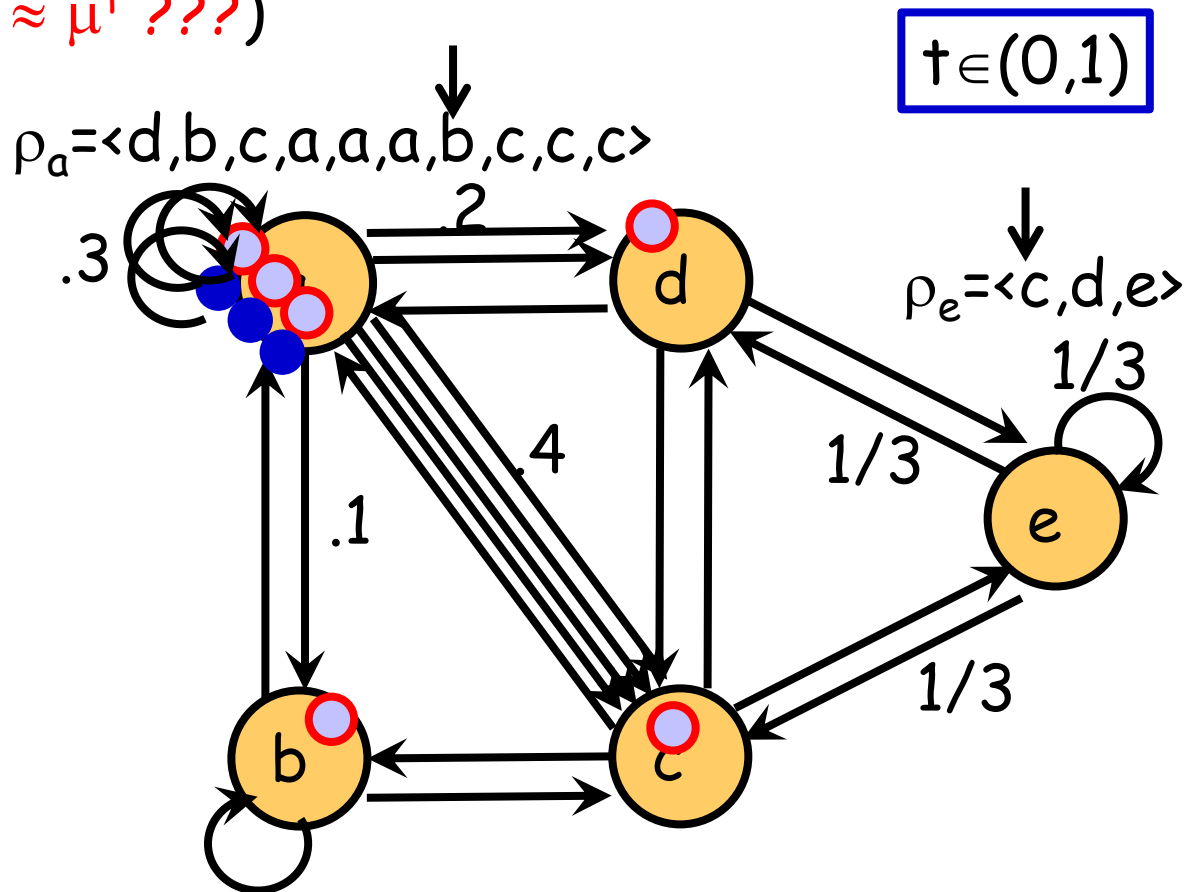
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

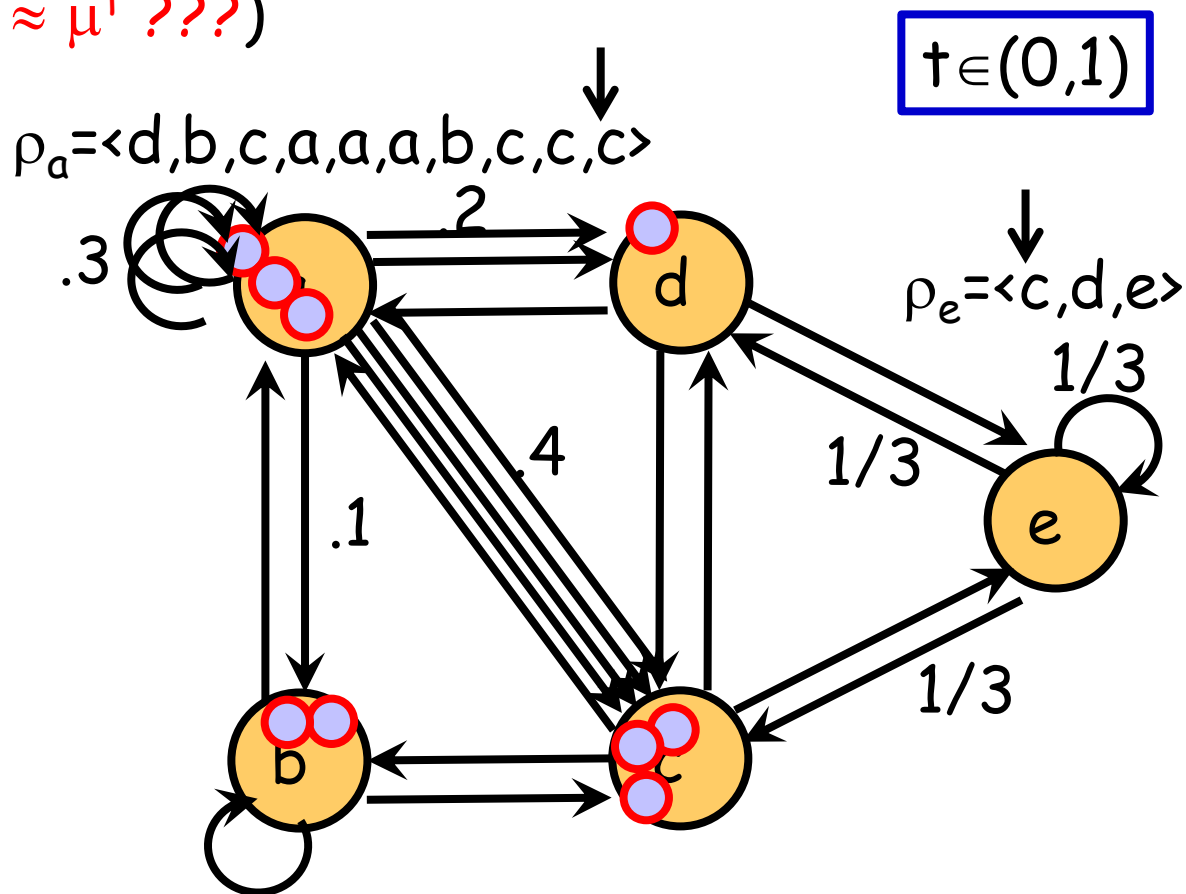
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

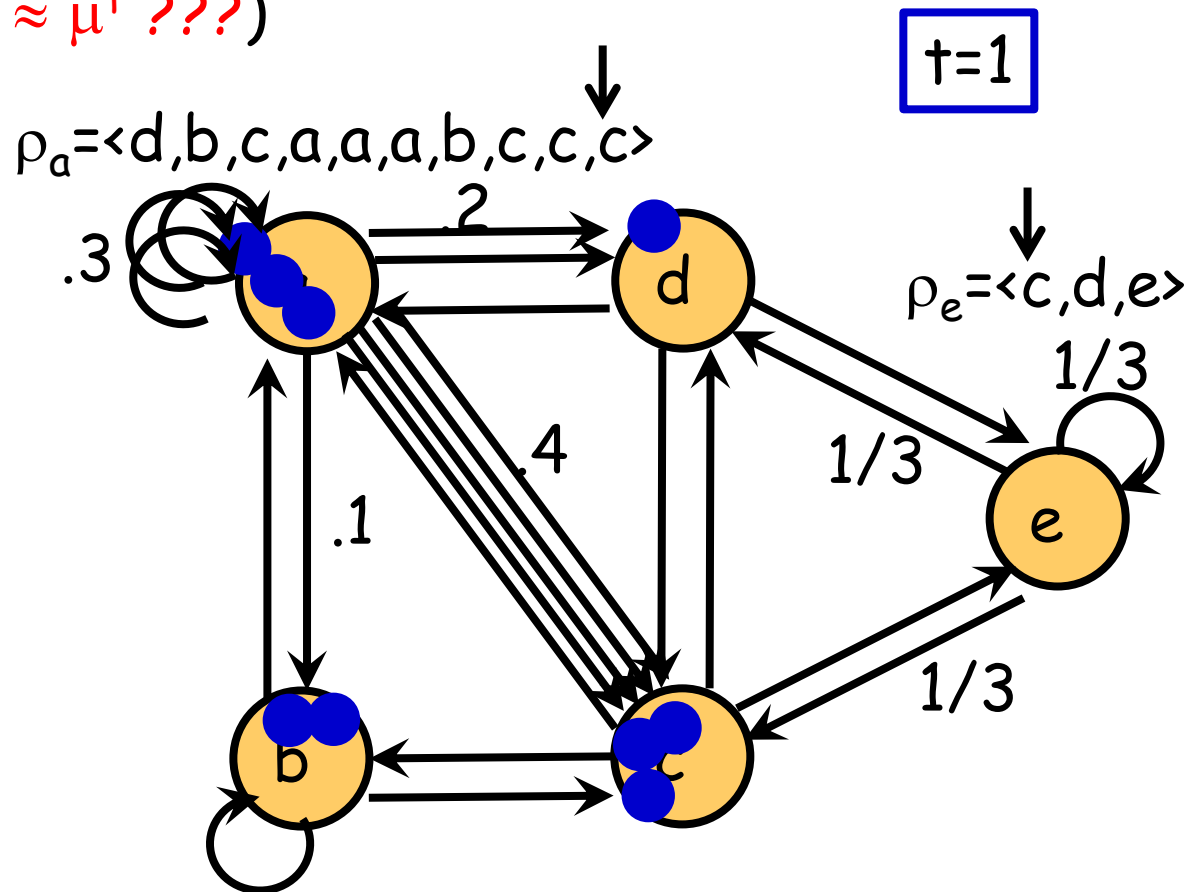
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する。

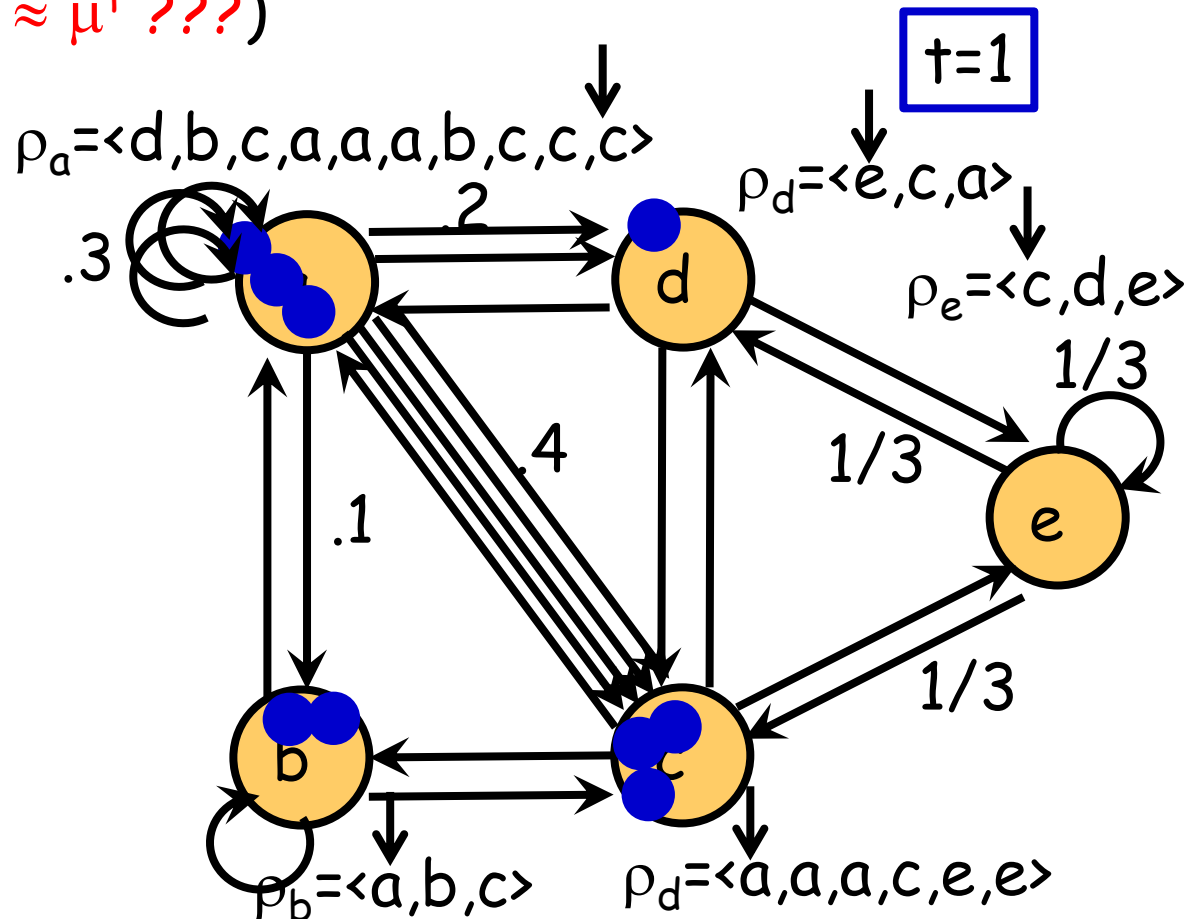
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N個のトークンがグラフ上を移動する。

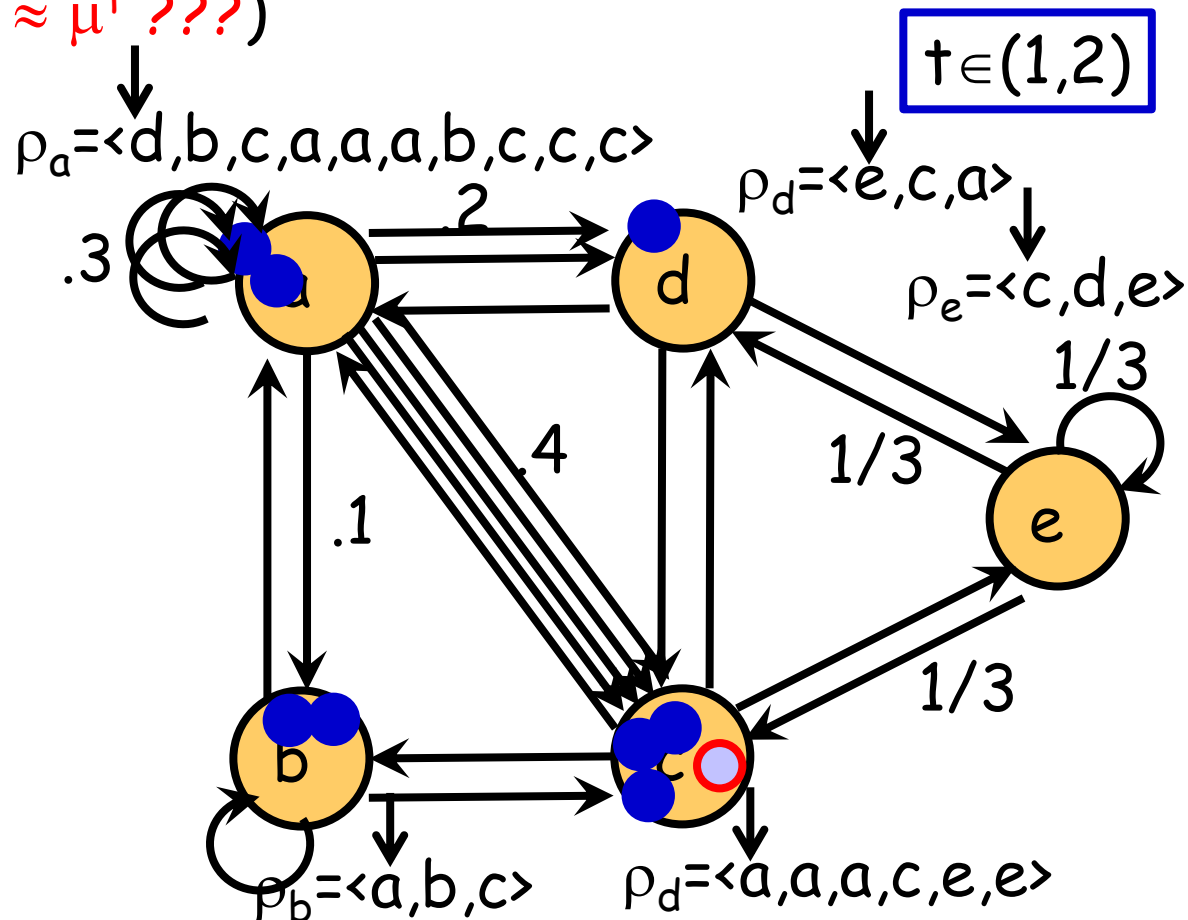
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する。

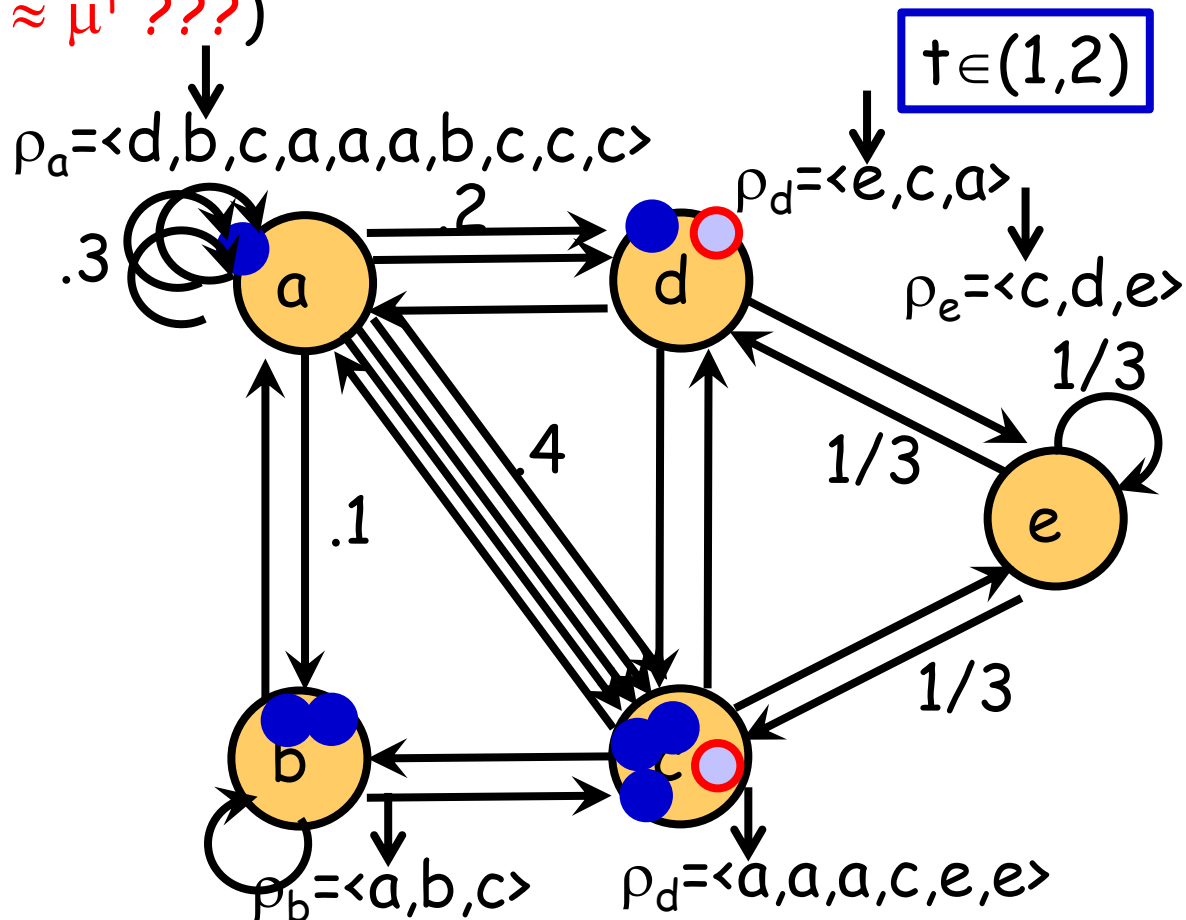
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する。

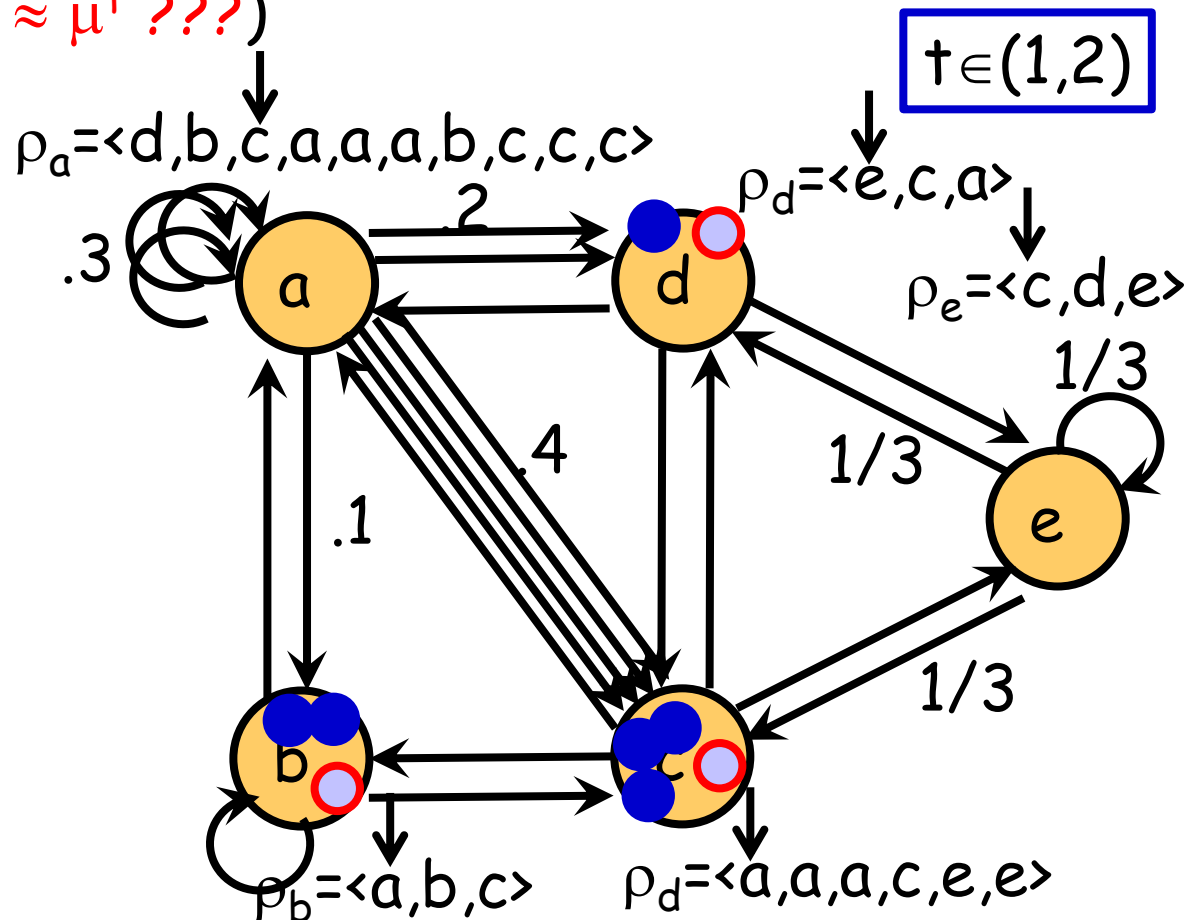
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する。

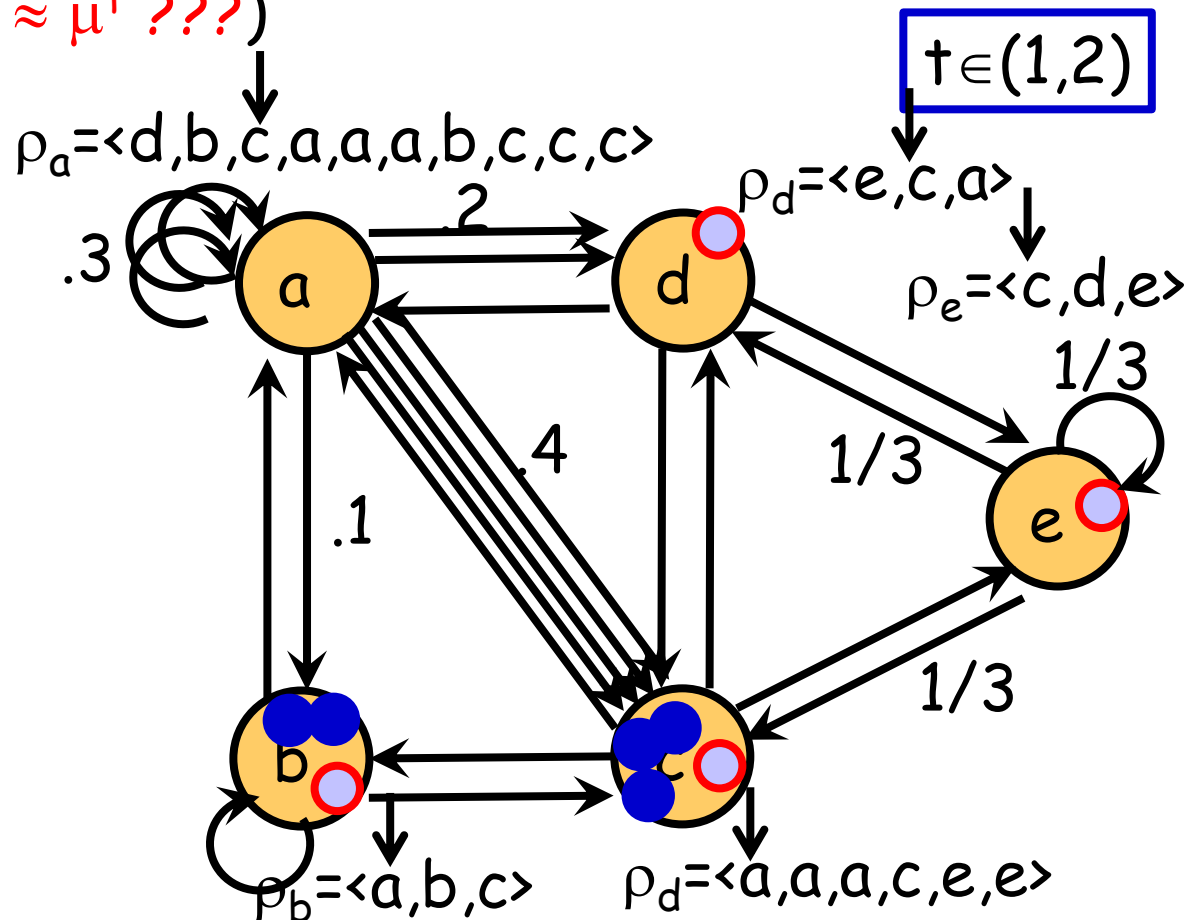
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

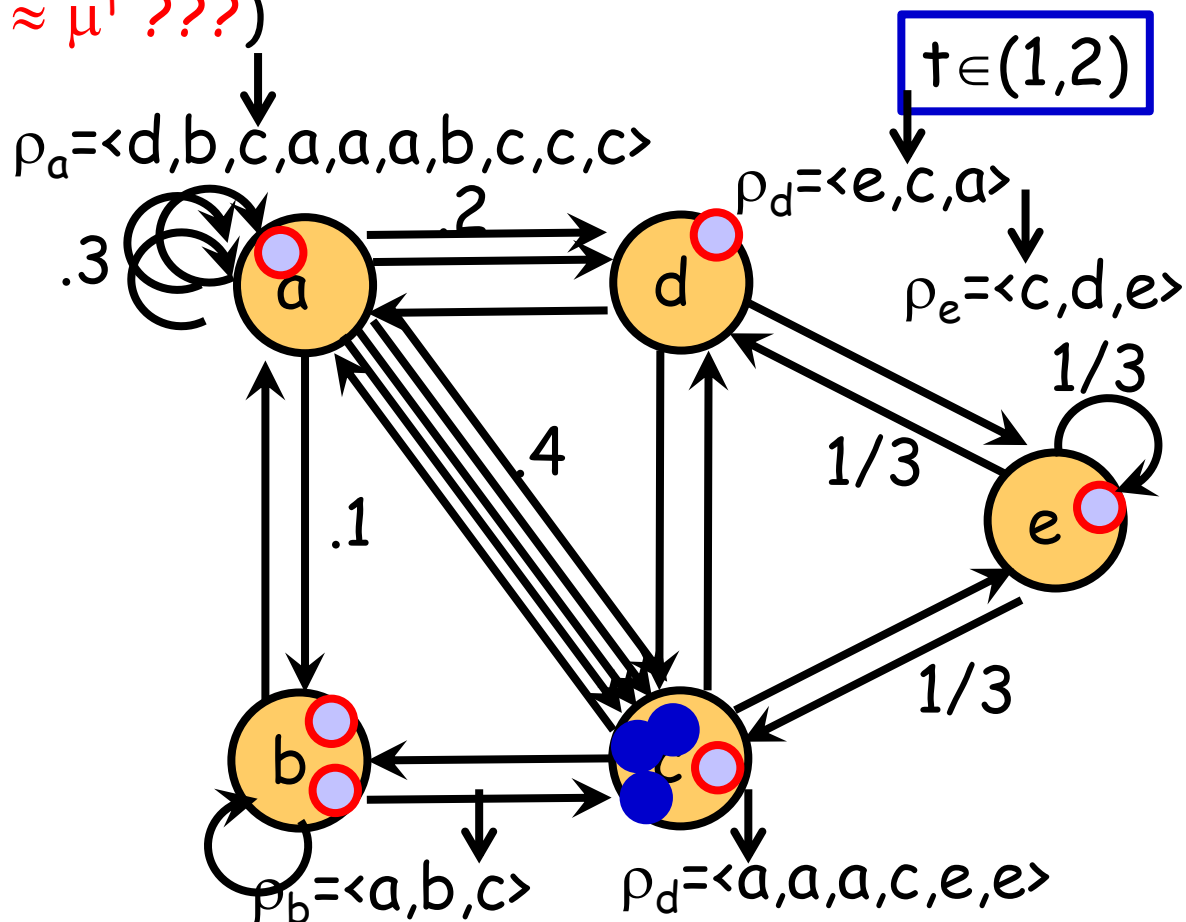
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する。

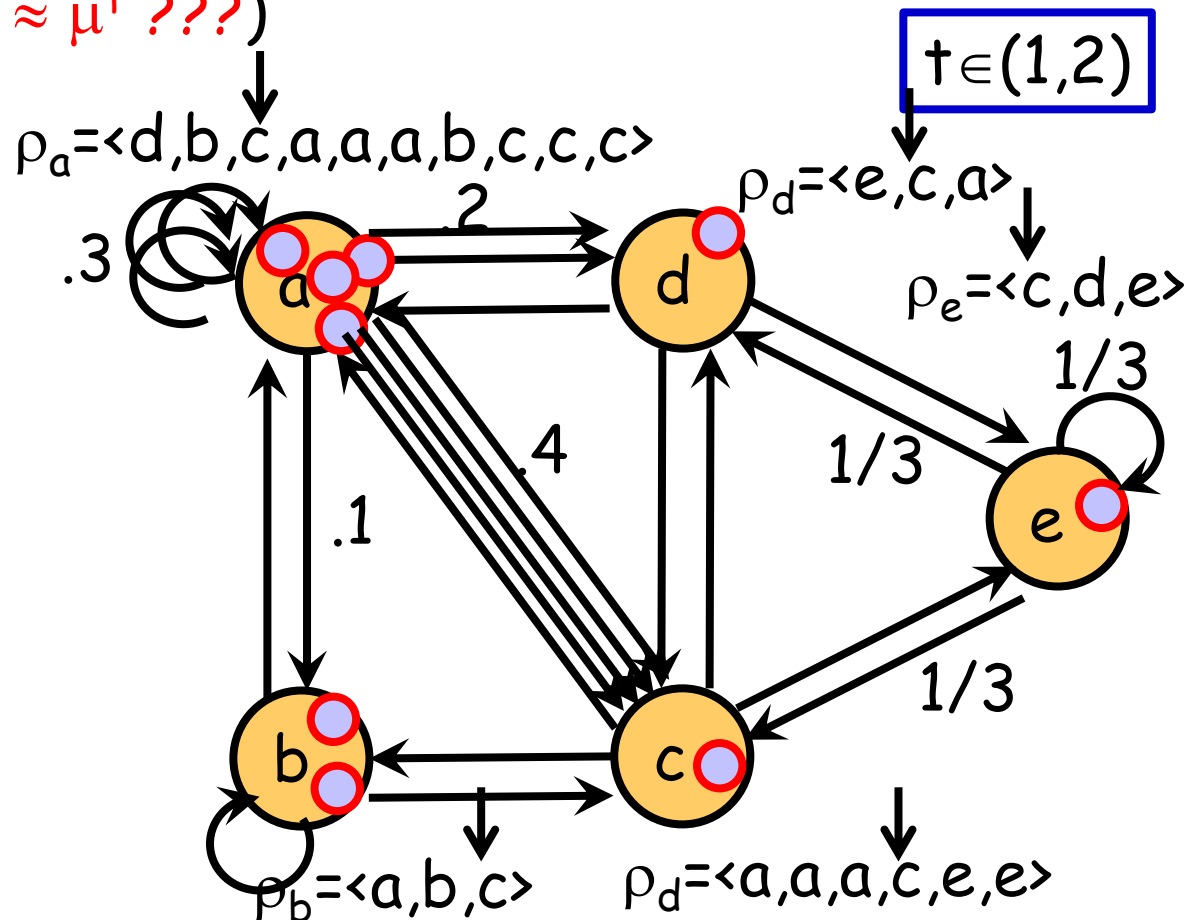
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

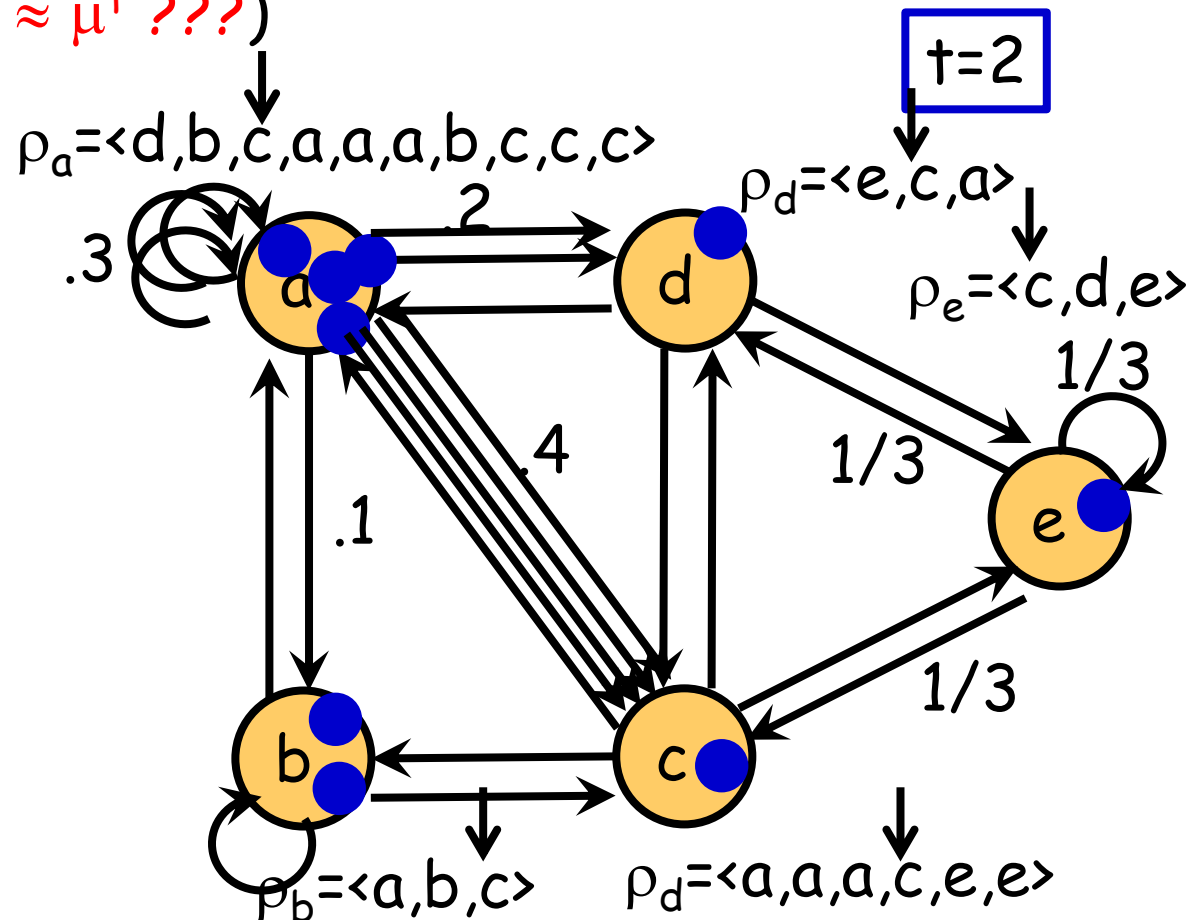
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する.

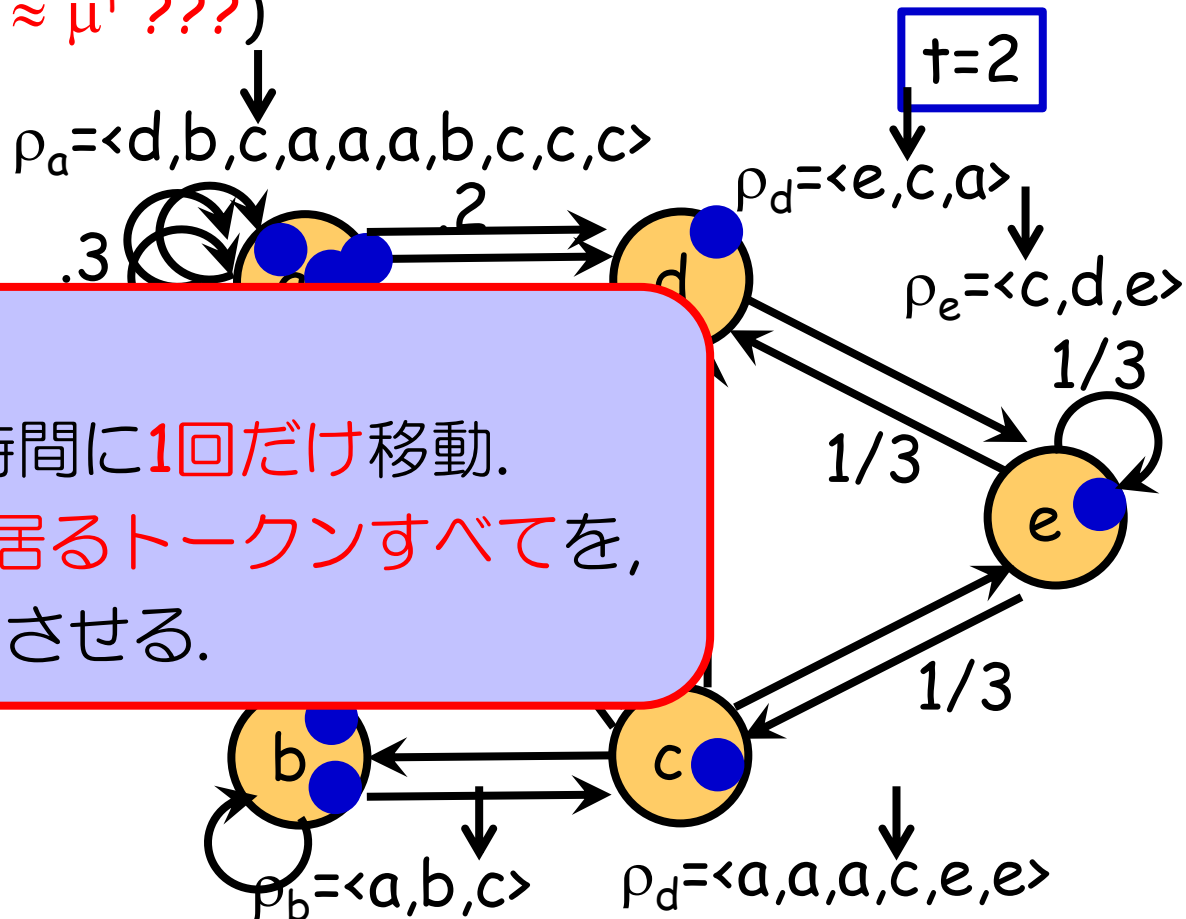
- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



deterministic RW (Propp機械; rotor-router)

N 個のトークンがグラフ上を移動する。

- ✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)
- ✓ ρ : "rotor router" (比率 P_{uv} で頂点 u 頂点 v に"順次"移動)
- ✓ 時刻 t の配置 χ^t ($\chi^t \approx \mu^t$???)



Remark

- ✓ 各トークンは単位時間に**1回だけ**移動。
- ✓ 各ノードは時刻 t に居るトークンすべてを、時刻 $t+1$ までに移動させる。

Propp機械はランダムウォークを模倣できるか?

N個のトークンがグラフ上を移動する.

✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)

✓ (エルゴード)マルコフ連鎖は定常分布に収束する

➤ "平滑化"される.

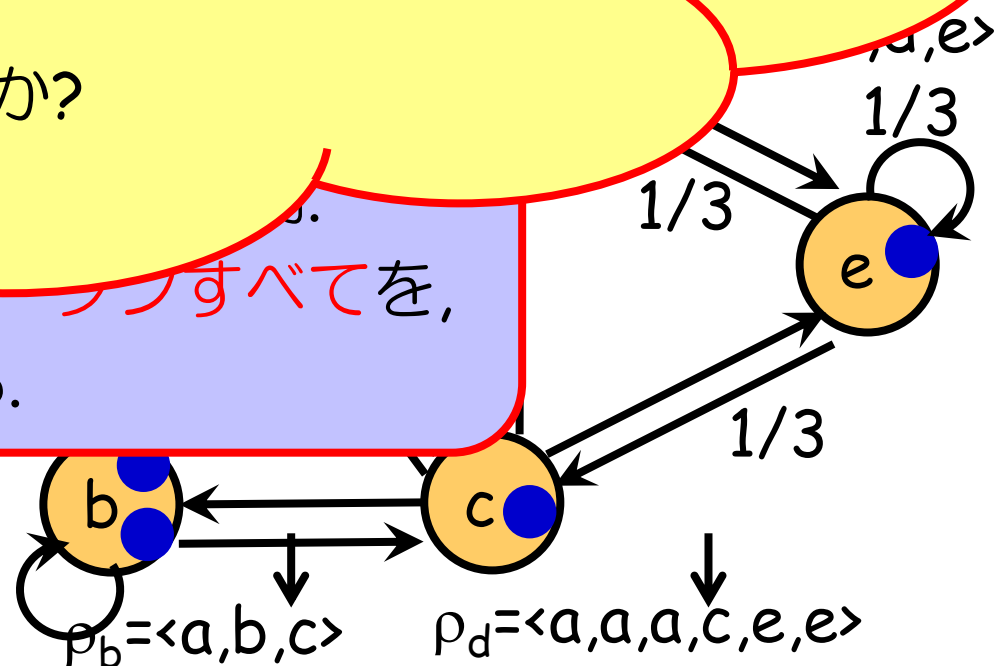
✓ Propp機械はランダムウォークを模倣できるか?

➤ "平滑化"できるか?

➤ "だま"はできないのか?

✓ 各ノードは時刻tに居るトークンすべてを、時刻t+1までに移動させる.

✓ 各ノードは時刻tに居るトークンすべてを、時刻t+1までに移動させる.



誤差の下界

定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, \mathcal{E})$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数.

だまのできる例

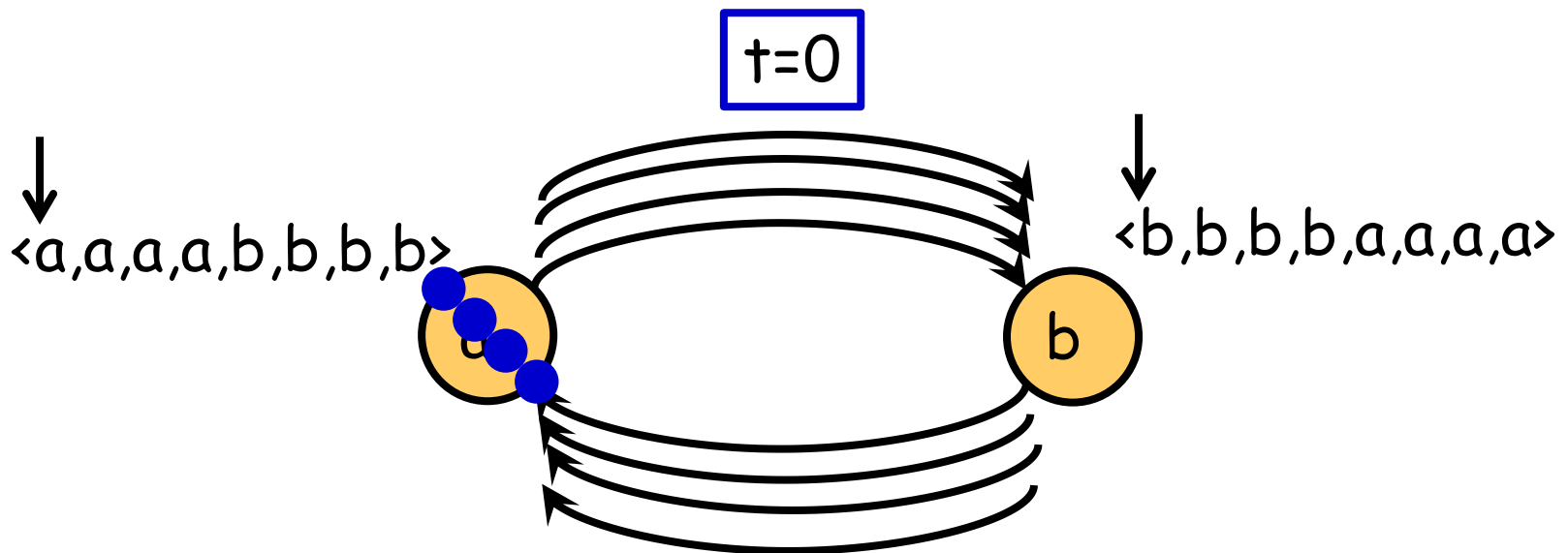
定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, \mathcal{E})$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数.



だまのできる例

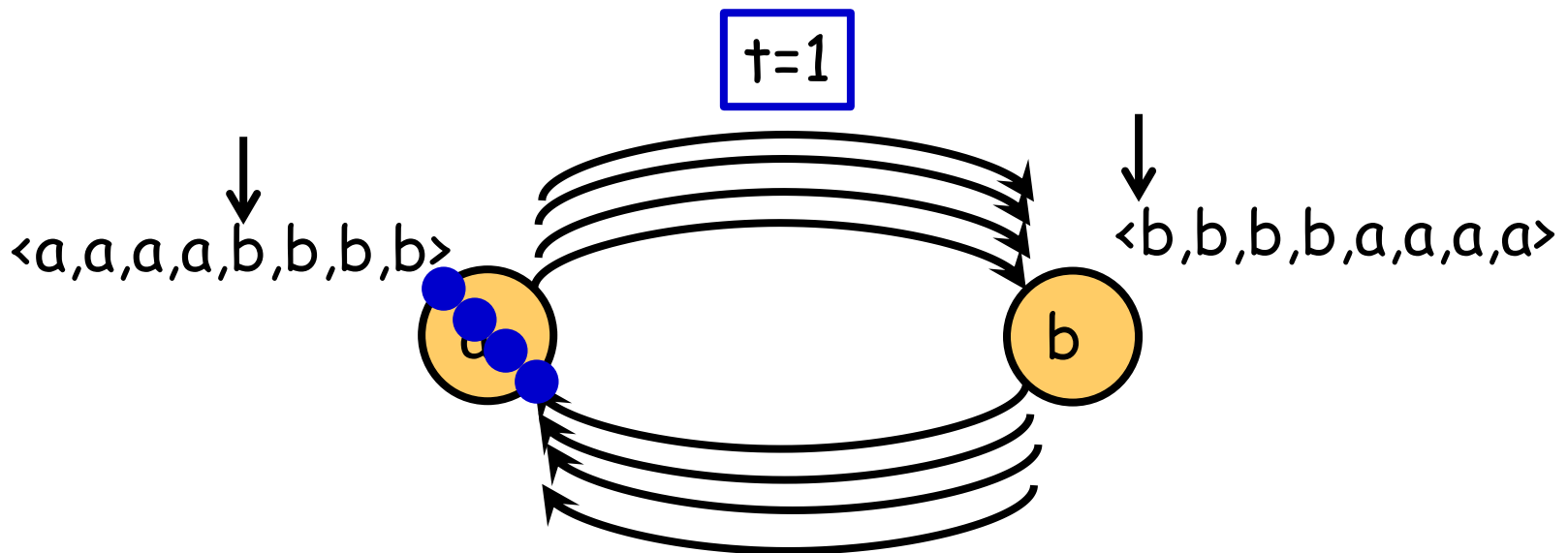
定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, \mathcal{E})$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数.



だまのできる例

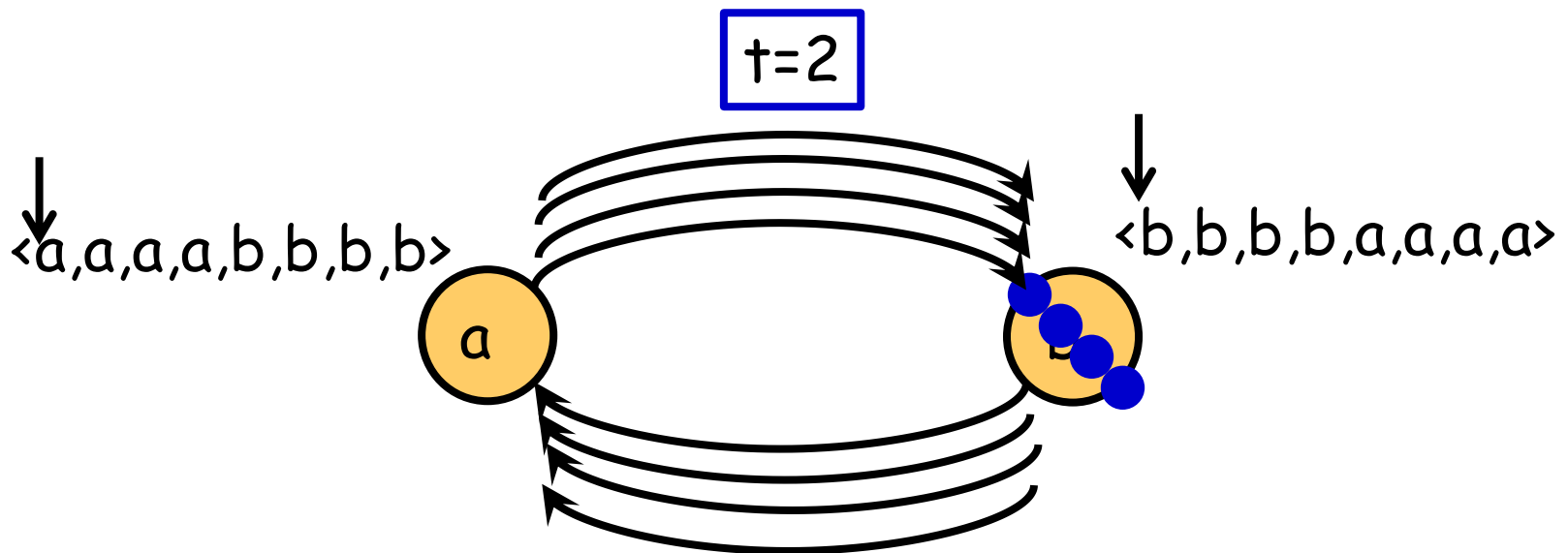
定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, \mathcal{E})$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数.



だまのできる例

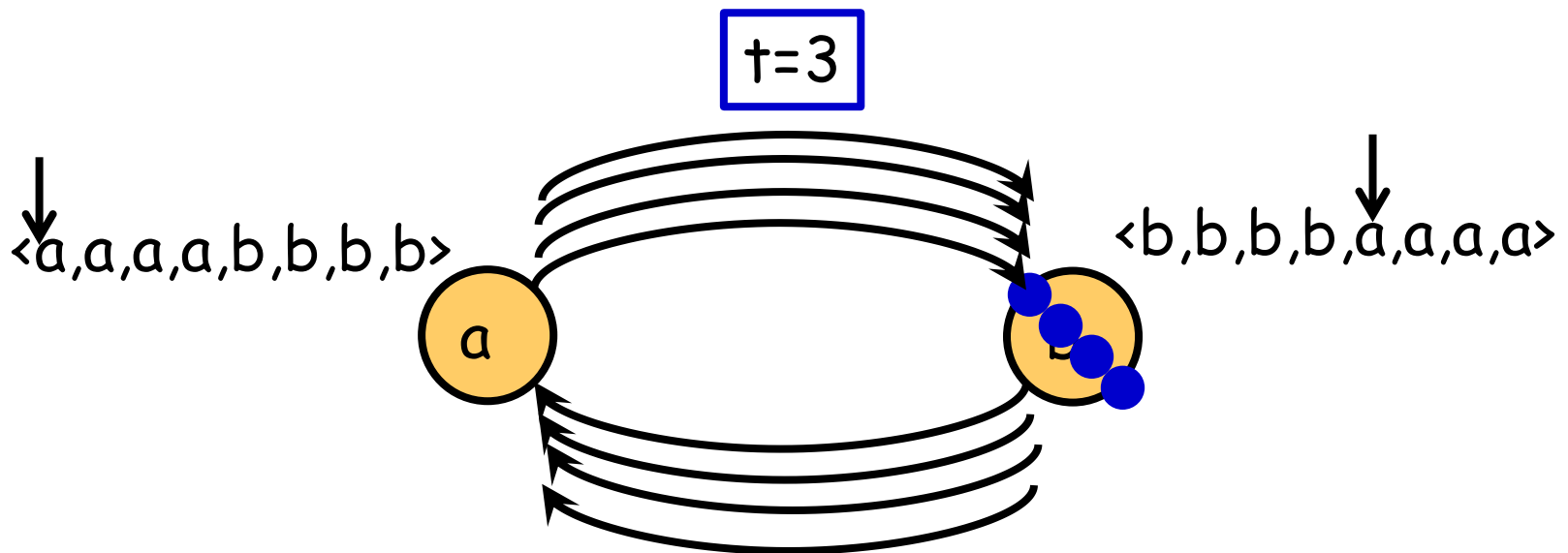
定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, \mathcal{E})$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数.



だまのできる例

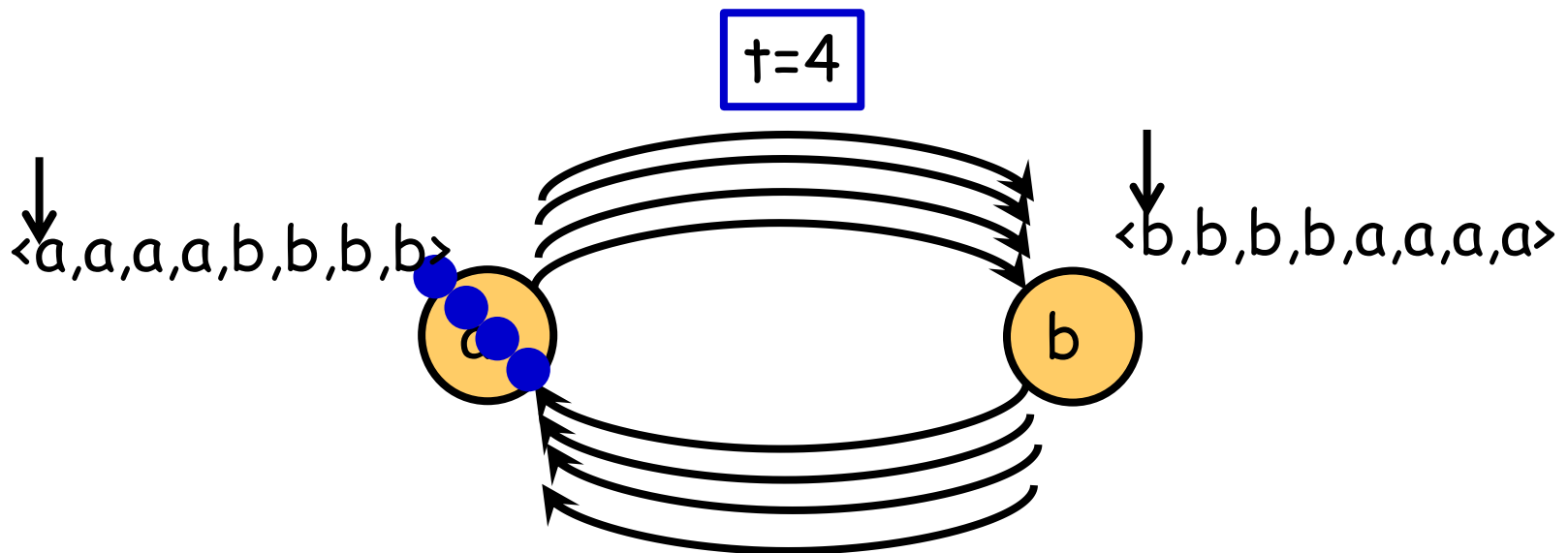
定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, \mathcal{E})$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

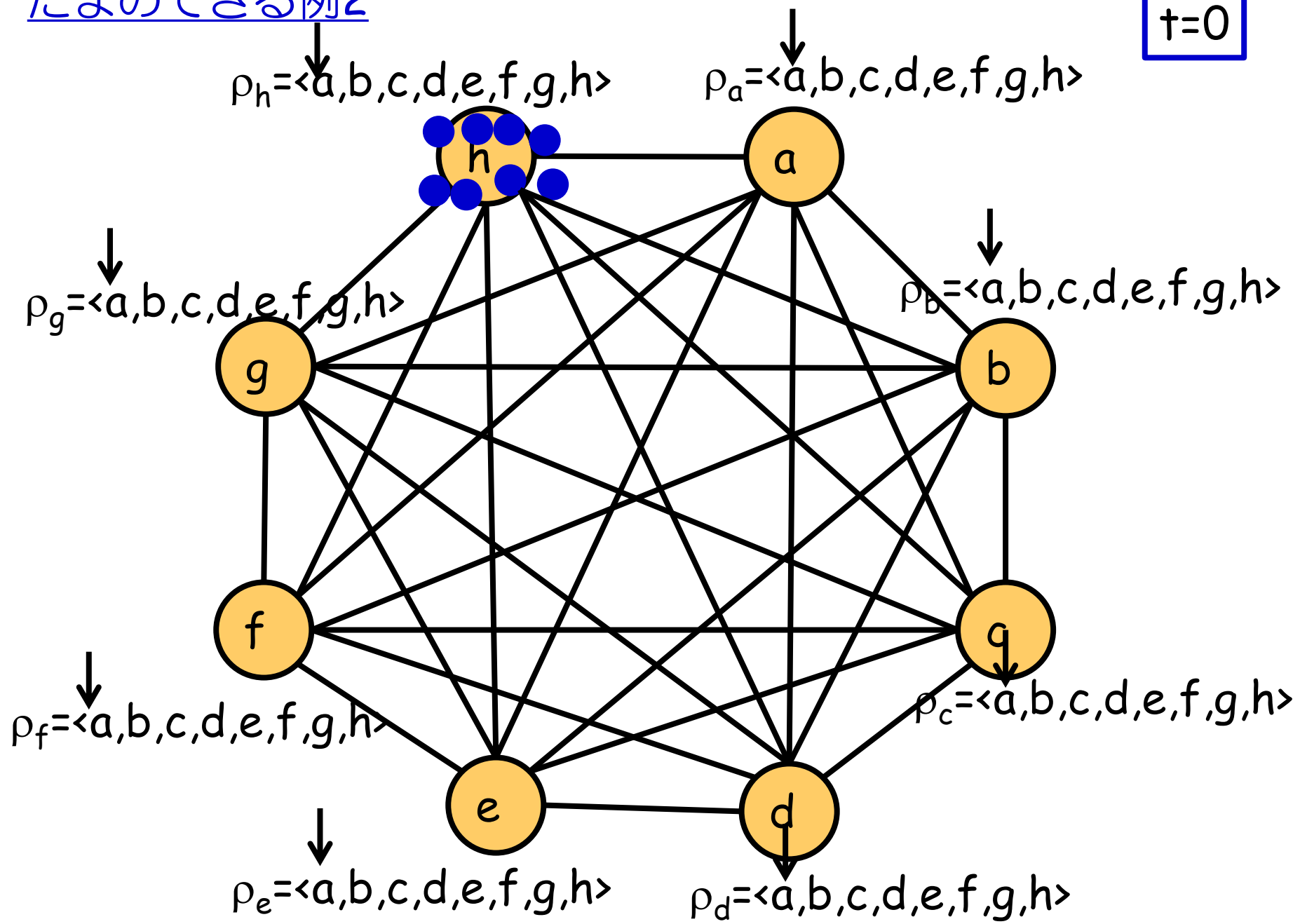
$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数.



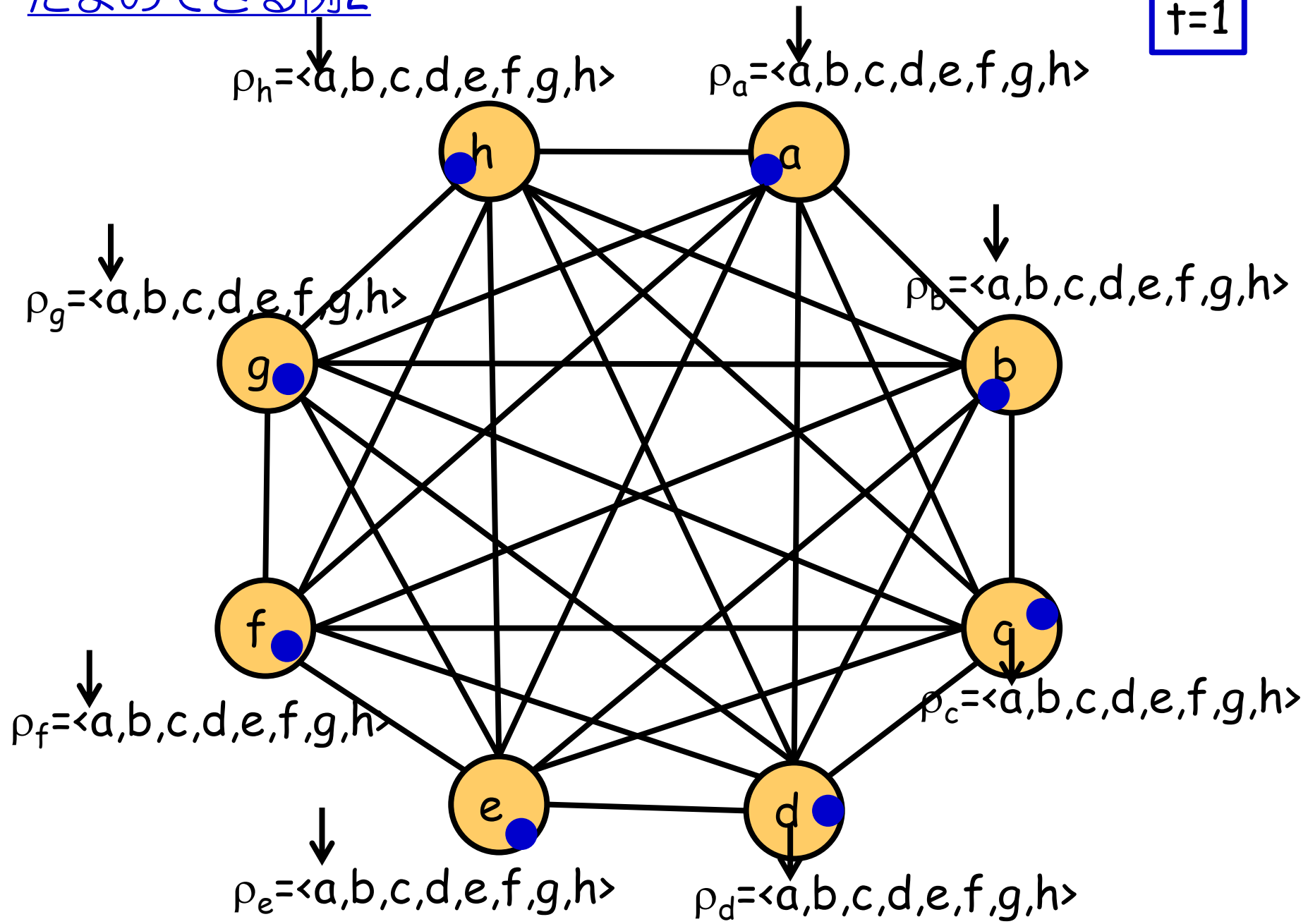
だまのできる例2

t=0



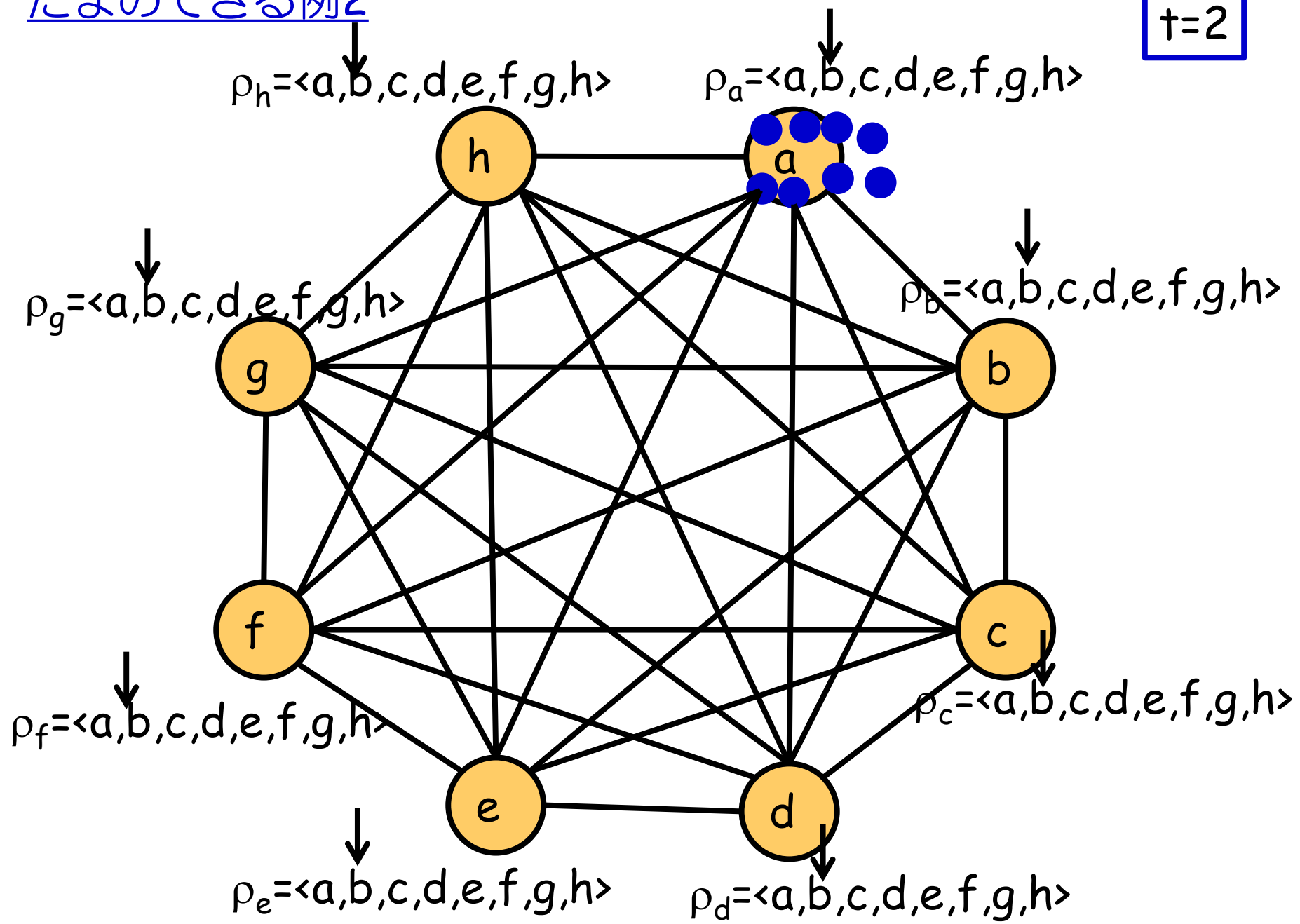
だまのできる例2

$t=1$



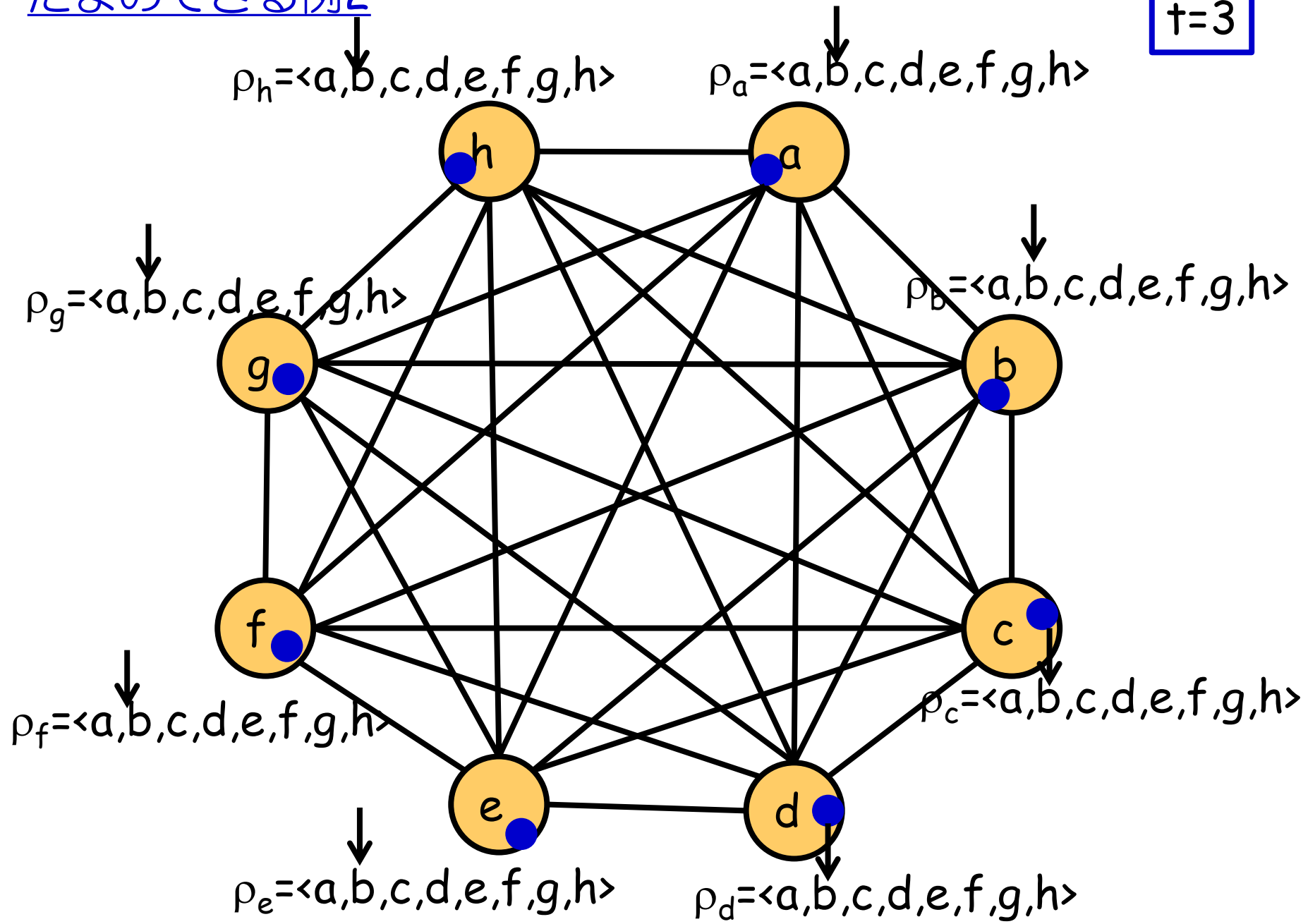
だまのできる例2

t=2



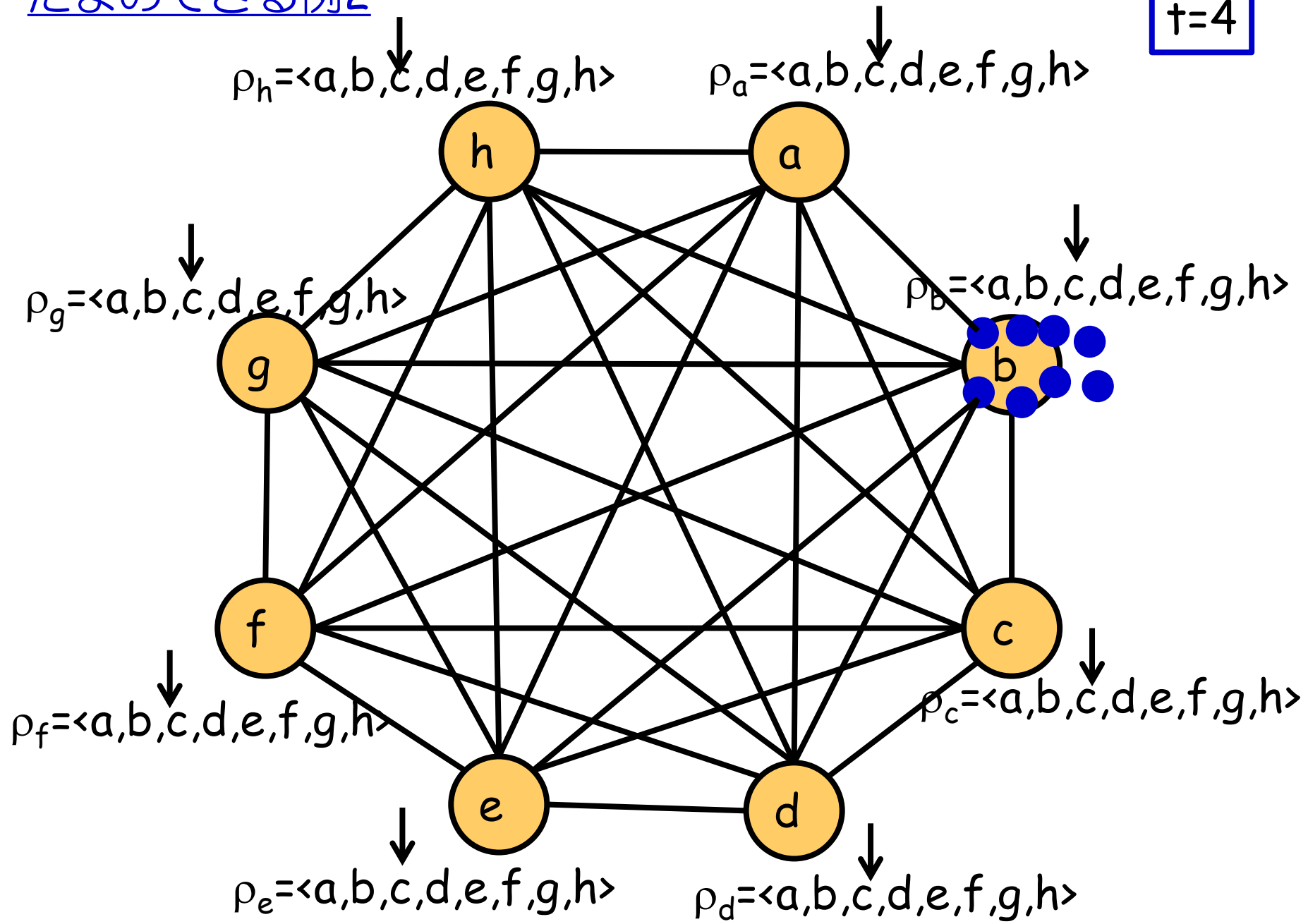
だまのできる例2

t=3



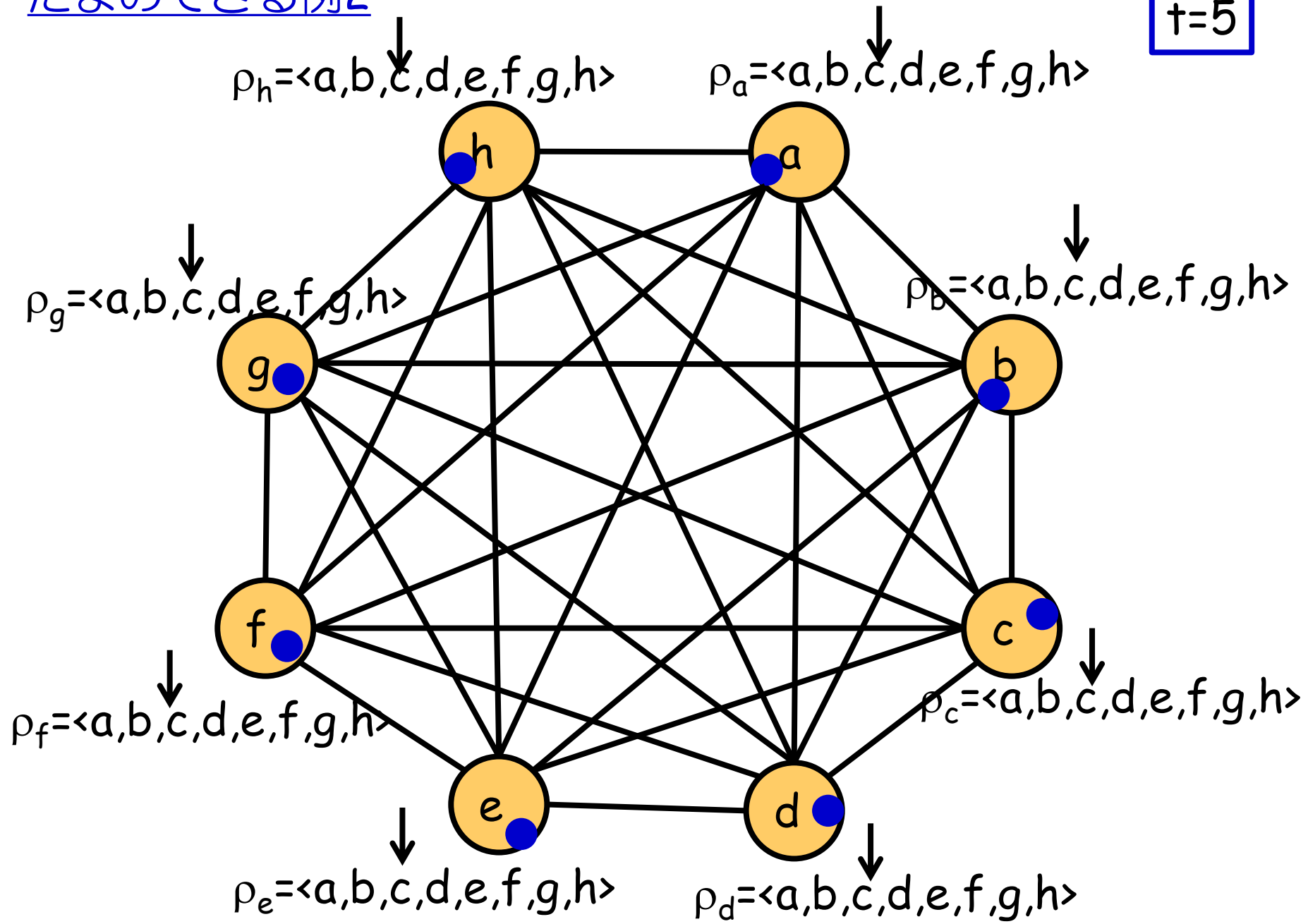
だまのできる例2

t=4



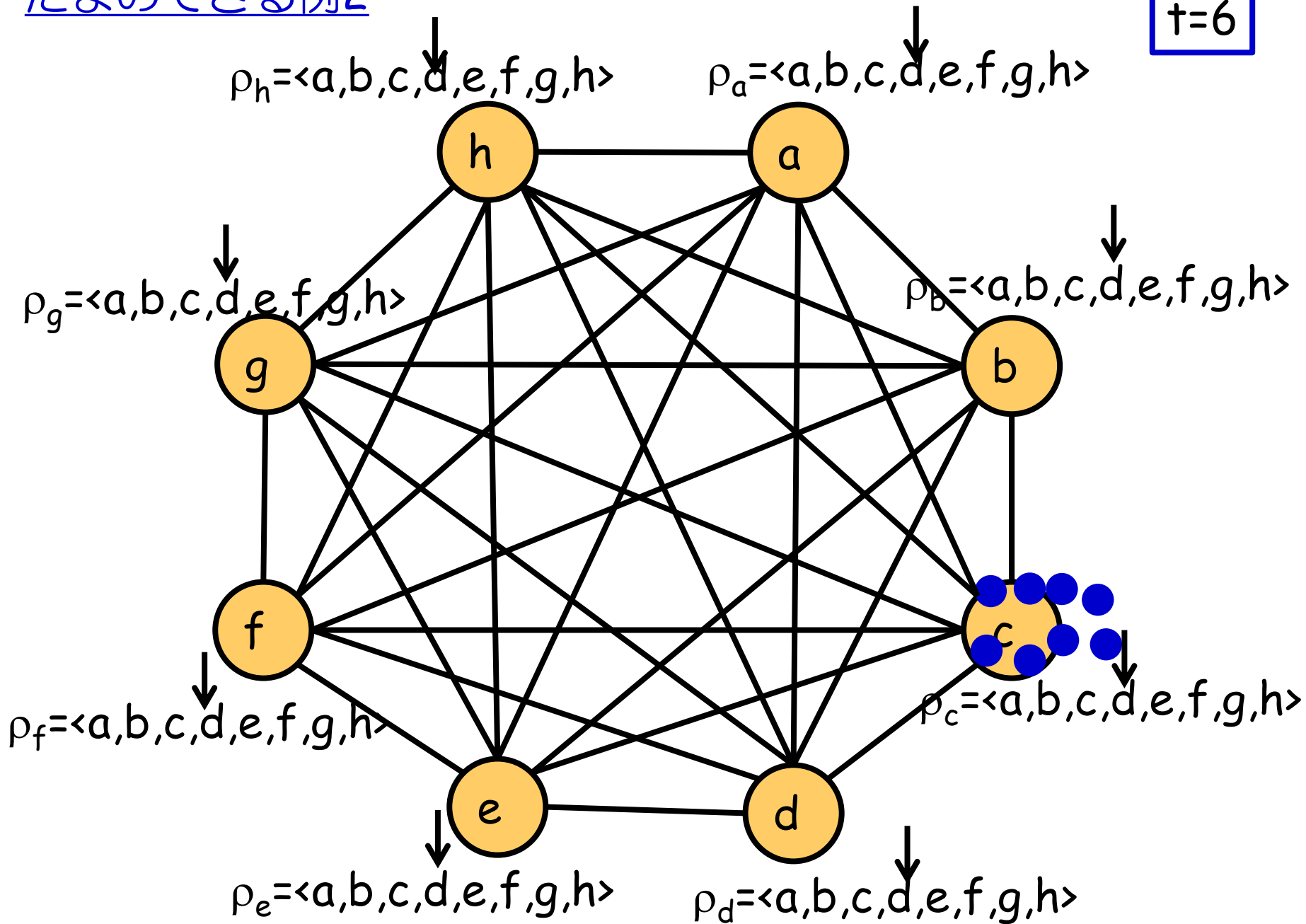
だまのできる例2

t=5



だまのできる例2

t=6



誤差の下界

定理 [K, Koga, Makino 10+]

ある多重有向グラフ $G=(V, E)$,

ある初期状態, あるrotor-routerが存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \geq \Omega(m)$$

但し, m は多重グラフの頂点数,枝数,

$\chi_w^{(T)}$: # トークン @ $w \in V$, @ 時刻 $T > 0$ in **Propp** 機械

$\mu_w^{(T)}$: $E[\# \text{トークン}]$ @ $w \in V$, @ 時刻 $T > 0$ in **RW**

主結果 2

$\chi_w^{(T)}$: # トークン @ $w \in V$, @ 時刻 $T > 0$ in Propp 機械
 $\mu_w^{(T)}$: $E[\# \text{トークン}]$ @ $w \in V$, @ 時刻 $T > 0$ in RW

定理 [K, Koga, Makino 10+]

対応する推移確率行列 P の固有値がすべて非負ならば、
任意の多重有向グラフ, 任意の初期状態, 任意の rotor-router,
任意の頂点 w , 任意の時刻 t について,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \leq (2m - n) \left(\max_{i \in \{1, \dots, \kappa\}} n_i + n + 3 \right) \leq 4mn + O(m)$$

但し, n, m は多重グラフの頂点数, 枝数. n_i は Jordan cell のサイズ.

Remark

「推移確率行列 P の固有値がすべて非負」という条件.

➤ reversible lazy Markov chain はこの条件を満たす.

✓ MCMC 法で使われるマルコフ連鎖

➤ $+P$ が対称 $\Rightarrow P$ は半正定値行列

Propp機械はランダムウォークを模倣できるか?

N個のトークンがグラフ上を移動する.

✓ χ^0 : 初期配置 ($\chi^0 = \mu^0$)

✓ (エルゴード)マルコフ連鎖は定常分布に収束する

➤ "平滑化"される.

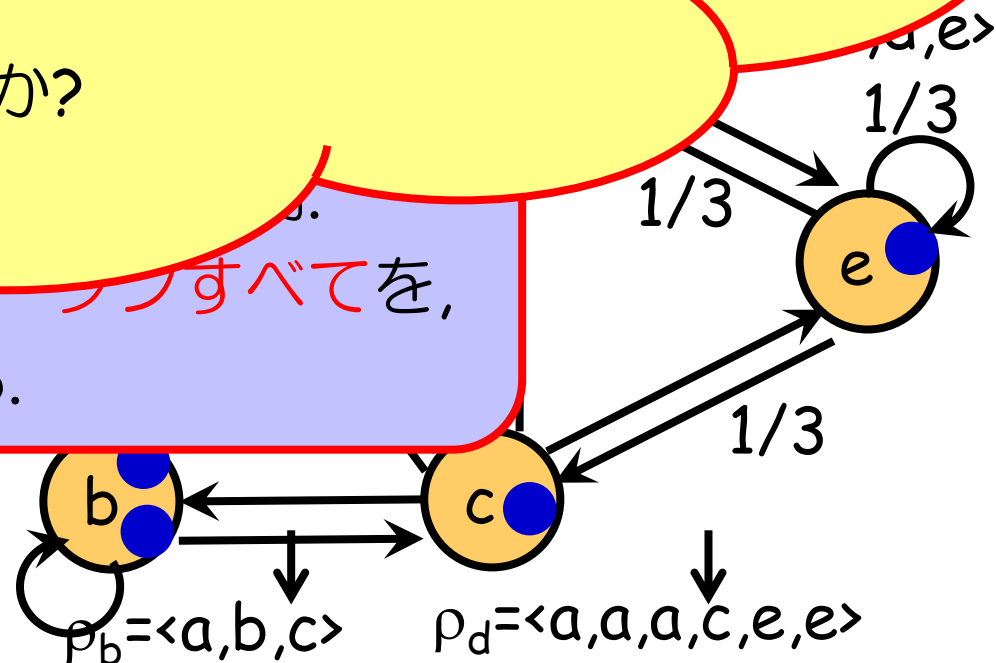
✓ Propp機械はランダムウォークを模倣できるか?

➤ "平滑化"できるか?

➤ "だま"はできないのか?

✓ 各ノードは時刻tに居るトークンすべてを、時刻t+1までに移動させる.

✓ 各ノードは時刻tに居るトークンすべてを、時刻t+1までに移動させる.



チップ数に依存しない。

先行研究と本研究の成果

定理 [Cooper & Spencer 2006]

\mathbb{Z}^d 上で, 任意の初期状態, 任意のrotor-router,
任意の頂点 w , 任意の時刻 t について,
(d のみに依存する)定数 C_d が存在して,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \leq C_d$$

単一頂点誤差に関する先行研究

2006	Cooper, Spencer	Z^d 上のPropp機械 ▶ 誤差 $\leq C_d$
2007	Cooper, Doerr, Spencer, Tardos	Z^1 上のPropp機械 ▶ $C_1 \leq 2.29$
2008	Cooper, Doerr, Friedrich, Spencer	無限の k 正則木上のPropp機械 ▶ 誤差 $> \Omega(\sqrt{kT})$ at time T
2009	Doerr, Friedrich	Z^2 上のPropp機械 ▶ $C_2 \leq 7.83$ (上右下左) ▶ $C_2 \leq 7.29$ (上下左右)
2010+	K, Koga, Makino (this work)	有限多重有向グラフ G 上のPropp機械 ▶ 誤差 $\leq 4mn + O(m)$ $\{0,1\}^d$ 上のPropp機械 ▶ 誤差 $\leq O(d^3)$ (頂点数のpoly log)

主結果 2

定理 [K, Koga, Makino 10+]

対応する推移確率行列 P の固有値が**すべて非負**ならば、
 任意の多重有向グラフ, 任意の初期状態, 任意のrotor-router,
 任意の頂点 w , 任意の時刻 t について,

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \leq (2m - n) \left(\max_{i \in \{1, \dots, \kappa\}} n_i + n + 3 \right) \leq 4mn + O(m)$$

但し, n, m は多重グラフの頂点数, 枝数. n_i はJordan cellのサイズ.

Remark

「推移確率行列 P の固有値が**すべて非負**」という条件.

➤ **reversible lazy Markov chain**はこの条件を満たす.

✓ MCMC法で使われるマルコフ連鎖

➤ (+) P が**対称** $\Rightarrow P$ は**半正定値行列**

主結果 3

定理 [K, Koga, Makino 10+]

$\{0,1\}^d$ 超立方体の稜線グラフに対して、
任意の初期状態、任意のrotor-router、
任意の頂点 w 、任意の時刻 t について、

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \leq \frac{3}{2}d^3 + O(d^2)$$

定理 [K, Koga, Makino 10+]

Johnsonグラフ $J(d,c)$ に対して、
任意の初期状態、任意のrotor-router、
任意の頂点 w 、任意の時刻 t について、

$$|\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)}| \leq 2c^3 \cdot (d - c)^2 + O(c^3 \cdot (d - c))$$

Johnsonグラフ $J(d,c) = (V_J, E_J)$

$V_J = \{S \subset \{1, \dots, d\} \mid |S| = c\}$,

$E_J = \{\{S, T\} \in V_J^2 \mid |S \oplus T| = 2\}$

頂点数に対して
対数多項式上界

証明概略

$\chi_w^{(T)}$: # トークン @ $w \in V$, @ 時刻 $T > 0$ in Propp 機械
 $\mu_w^{(T)}$: $E[\# \text{トークン}]$ @ $w \in V$, @ 時刻 $T > 0$ in RW

$$X_v^{(t)} := \sum_{s=0}^t \chi_v^{(s)}$$

$$s_v(i) := \min \left\{ t \geq 0 \mid i < \sum X_v^{(t)} \right\},$$

Cooper & Spencer 2006の手法を
推移確率行列Pで理解

補題 1

$$\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)} = \sum_{v \in V} \sum_{i=0}^{X_v^{(T-1)} - 1} \left(P^{T-s_v(i)-1}(\rho_v(i), w) - P^{T-s_v(i)}(v, w) \right).$$

「時刻 t 以前 Propp 機械, 時刻 t 以後 RW」過程. (初期配置は χ^0 (と同一) とする.)

$\zeta(w; t, T)$: 時刻 T の期待トークン配置.

$$\chi_w^{(T)} - \mu_w^{(T)} = \sum_{t=0}^{T-1} (\zeta(w; t+1, T) - \zeta(w; t, T)).$$

$$\zeta(w; t+1, T) - \zeta(w; t, T) = \sum_{v \in V} \sum_{i=X_v^{(t-1)}}^{X_v^{(t)} - 1} \left(P^{T-t-1}(\rho_v(i), w) - P^{T-t}(v, w) \right)$$

Remark

- ✓ $\zeta(w; T, T) = \chi^T$
- ✓ $\zeta(w; 0, T) = \mu^T$

関連研究

- ✓ IDLA (Internal Diffusion-Limited Aggregation)
 - Levine & Peres 2005
- ✓ Information Spreading
 - Doerr, Friedrich, & Sauerwald 2008
 - Doerr, Friedrich, Kunnemann, & Sauerwald 2009
- ✓ Hitting time, Cover time
 - Friedrich & Sauerwald 2010
 - Holroyd & Propp 2010+

定理 [Holroyd & Propp 2010+]

単一トークンのPropp機械を考える。

$F_v^t :=$ 時刻0からtまでに頂点vを訪れた回数 ○

任意の有限グラフについて, ○

$$|F_v^t/t - \pi_v^*| \leq O(mn/t) \quad \bullet$$

ただし π^* は対応するマルコフ連鎖の定常分布.

cf. [K, Koga, Makino 10+]

$$|\chi_v^t/N - \pi_v^*| \leq O(mn/N)$$

今後の課題

- ✓ 上下界の一致. ($O(mn)$, $\Omega(m)$)
- ✓ 組合せ構造に由来するグラフに対する **polylog** の上界.
- ✓ **Blanket time vs Mixing time.**
- ✓ **MCMC法の脱乱択化.**
- ✓ 乱数とは？
 - 乱択アルゴリズムにおける「乱数」の持つべき性質は？
 - ◆ **準モンテカルロ** (quasi Monte Carlo)
 - ◆ **カオス系列** (Chaos time series)

P. Gopalan, A. Klivans, R. Meka, D. Stefankovic, S. Vempala, E. Vigoda
An FPTAS for #Knapsack and Related Counting Problems, (FOCS 2011)



4. まとめ

1. 乱択の威力: ストリーム中の頻出アイテム検知
 - ✓ $O(\log \log N)$ 領域計算法
2. 高度な乱択技法: ランダム生成 \approx 数える
3. 脱乱択化: ランダムウォークの脱乱択化

今後の課題

「乱択アルゴリズムにおいて、乱数に真に求める性質は何か？」

今後の課題

「乱択アルゴリズムにおいて、乱数に真に求める性質は何か？」

講演者の現在

確率的アルゴリズムについて、いろいろ研究

- 最速RW (hitting time, cover time)

[with 野中良哲, 小野廣隆, 山下雅史]

- 順列集合上のオンライン線形最適化

[with 安武 翔太, 畑埜 晃平, 瀧本 英二, 竹田 正幸]

- 自動掃除ロボットは部屋の隅を上手に掃除できるか？

[with 平原昂樹, 山下雅史]

etc.



The end

Thank you for the attention.