

## 社会的学習エージェント系の相転移とエコーチェンバー

守真太郎 北里大理  
中山一昭 信州大理

Phase transition of social learning  
collectives and "Echo chamber"

S.Mori, K.Nakayama and M. Hisakado,

[Phys.Rev.E.vol.94,No.5,052301-052309](#)

+ダイナミクスの数値計算

# Background

## MAB=Multi-armed bandit

限られたリソースの下で、情報収集(Exploration)と活用(Exploitation)をうまくバランスさせてリターンを最大化する強化学習の問題。

多数のバンディットから、コインが多く出るバンディットを探し、リターンを最大化する。



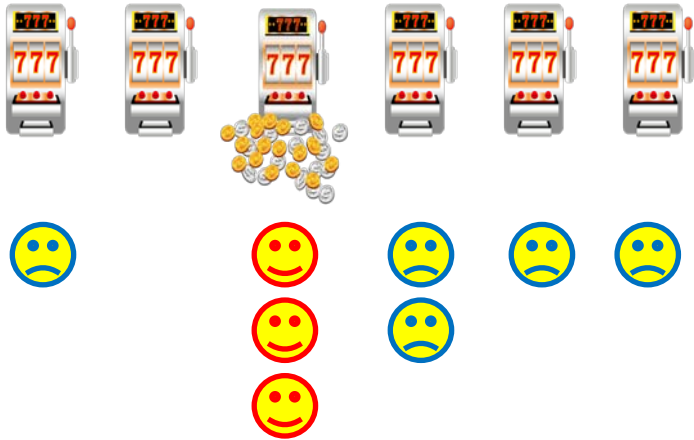
確率的定式化: 割引率を考えず、バンディットの確率法則のもとでリターンを最大化  
ABテスト: 試行回数をきめてリターン最大のバンディットを選択  
 $\epsilon$  greedy法 ( $(1-\epsilon)$ で最適  $+\epsilon$ で探索)、Tomson法(ベイズの事後分布でランダムサンプリング)などのアルゴリズム

## rMAB=restless Multi-armed bandit

MABでコインの出方(環境)が時間変化(restless)するときにリターンを最大化する問題

# Background

## rMAB+ Agents



## Learning (Exploring)

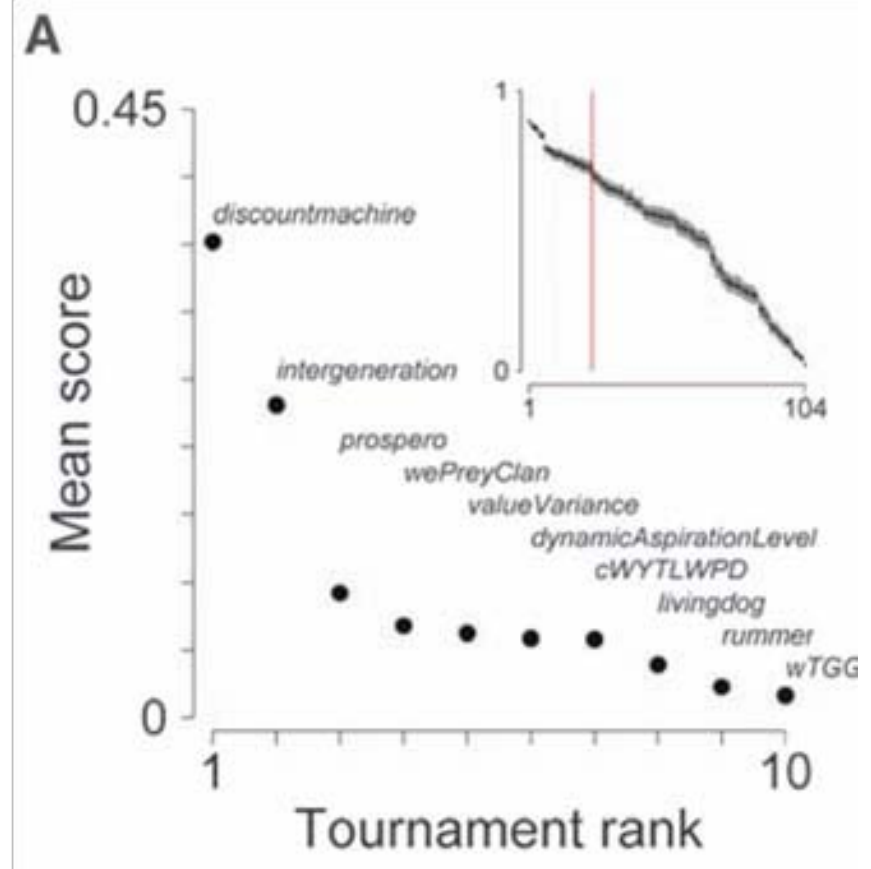
### • Individual Learning

Try & Error

### • Social Learning = Inadvertent Filtering of Information

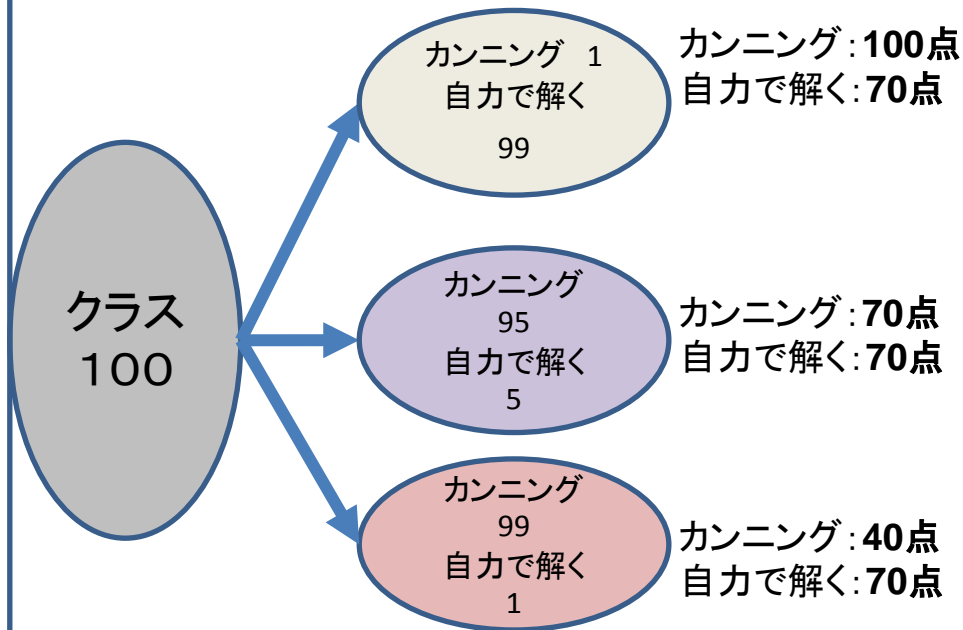
Copy Exploited Bandit

L. Rendell *et al.*, Science 328, 208 (2010)



# Background

**Rogers' Paradox** : 社会的学習した場合と、独自学習をした場合の適応度が同じになり、社会的学習の優位性がなくなるという矛盾



## エコーチェンバー

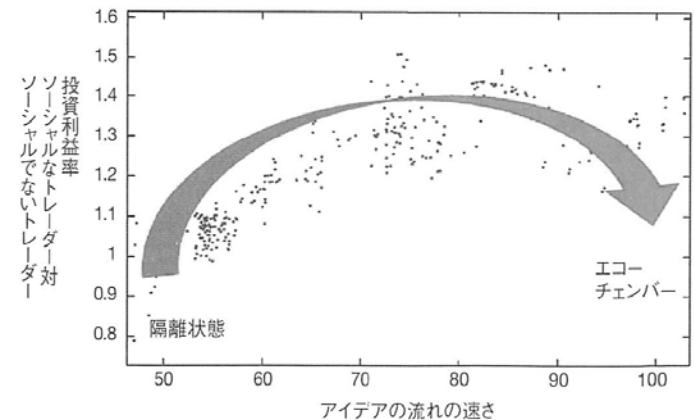


図3. 各点はトレーダーが一日に得た取引成果の平均を表している。縦軸はソーシャルトレードの投資利益率を示し（市場の変動による影響が出ないように修正している）、横軸はイートロのソーシャルネットワーク内でのアイデアの流れの速さを示している。アイデアの流れの速さが適切なレベルであれば、個人で取引を行っている場合に比べ、ソーシャルトレードは投資利益率を30パーセント上昇させる。

A. Pentland「ソーシャル物理学」(2014)

## 本講演

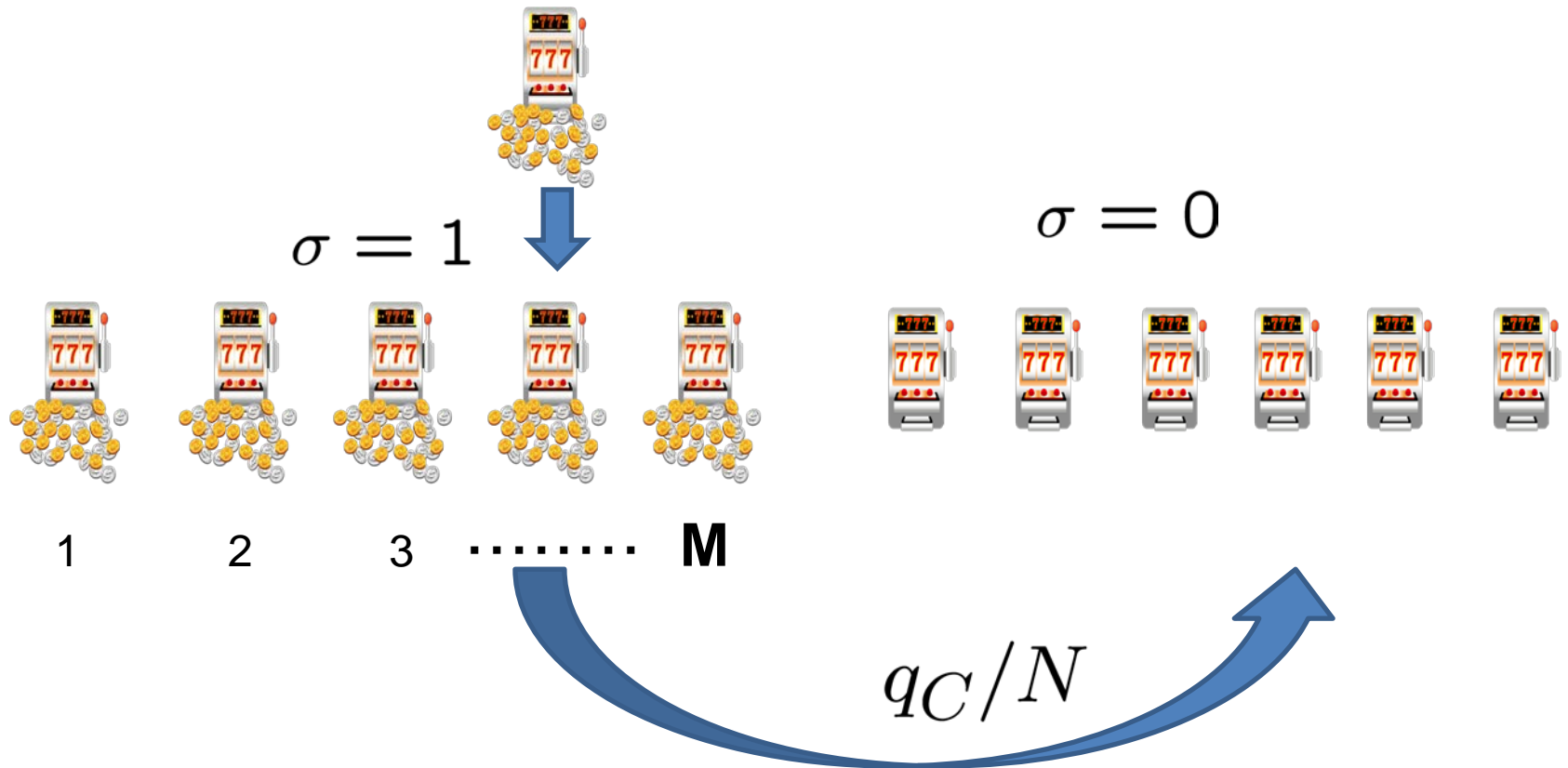
### 次の中山さんの講演

社会学習エージェント系におけるナッシュ均衡と進化的に安定な戦略

# Model: Player and Environment

N Agents     .....   
1 2 3 4 ..... N

## Restless multi-armed bandit with Binary Payoff



## Model: Agents' actions

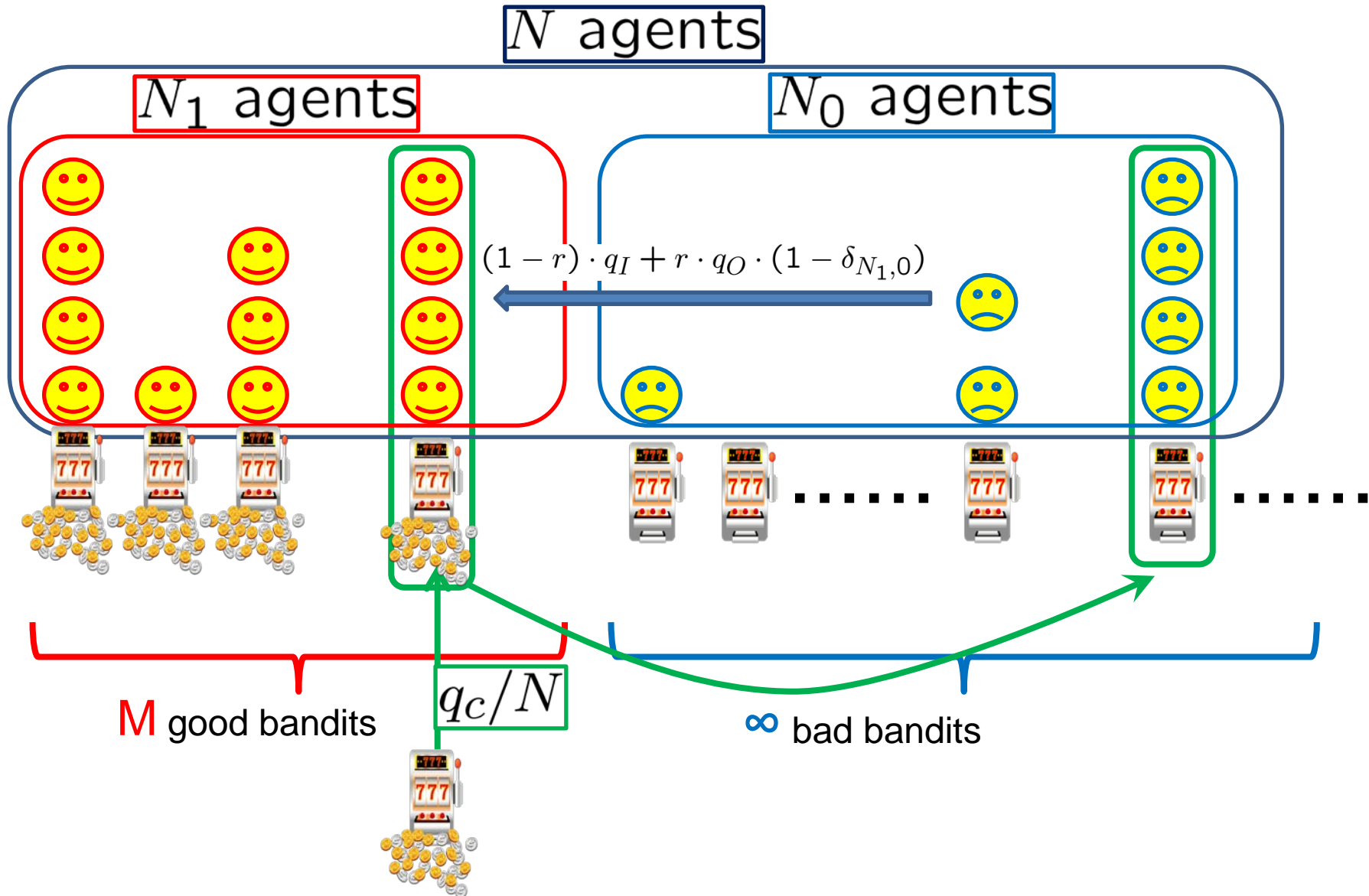
If 😊 knows 🎰 . ➡️ 😊 exploits 🎰 .

If 😊 knows 🎰 . ➡️ 😊 searches 🎰 .

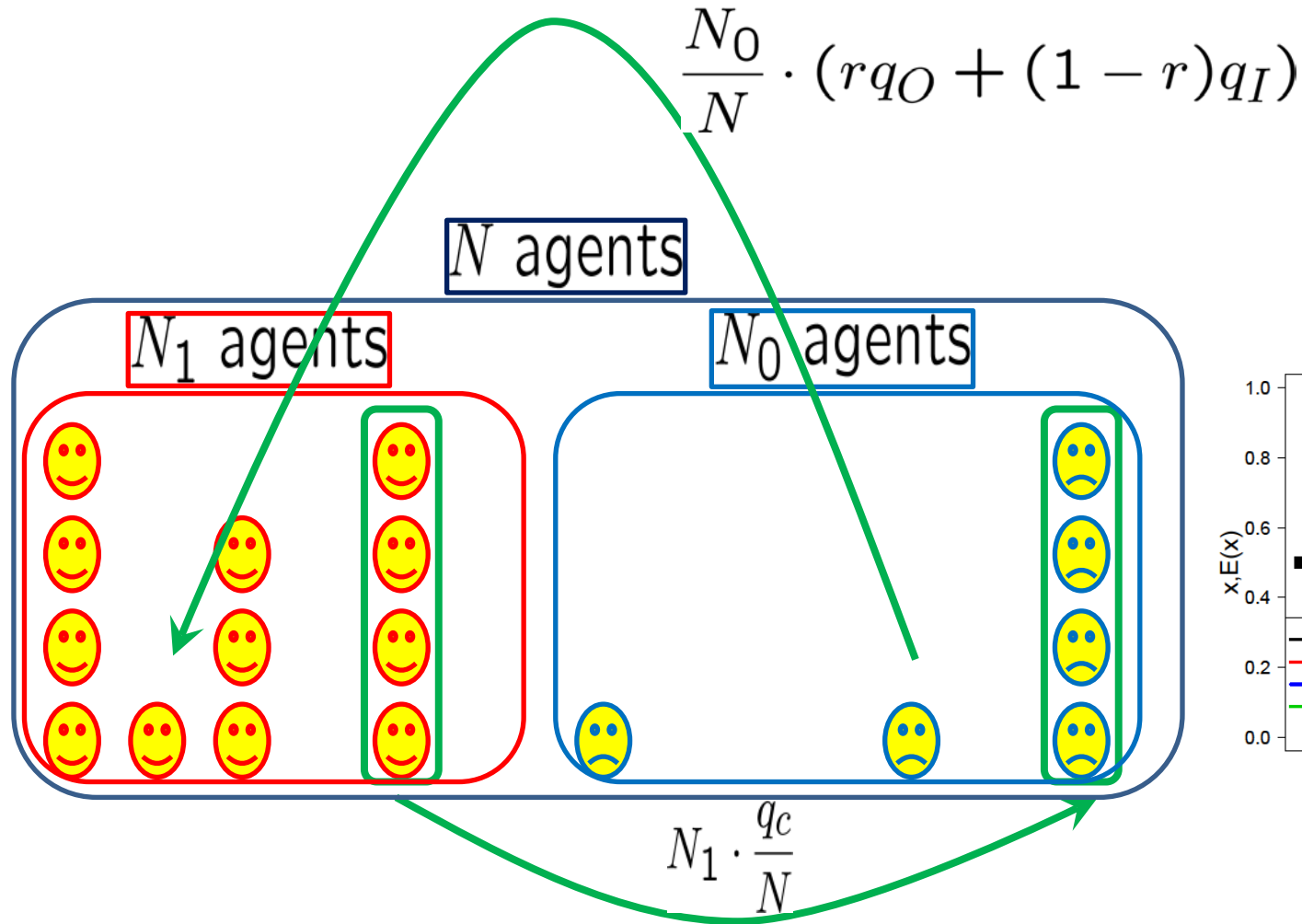
😊 adopts Mixed strategy of  
Individual learning: Success Prob.=  $q_I$   
and  
Social Learning: Success Prob.=  $q_O \cdot (1 - \delta_{N_1,0})$   
 $N_1$ : # of Agents who knows a good bandit.

We assume  $q_O > q_I$ .

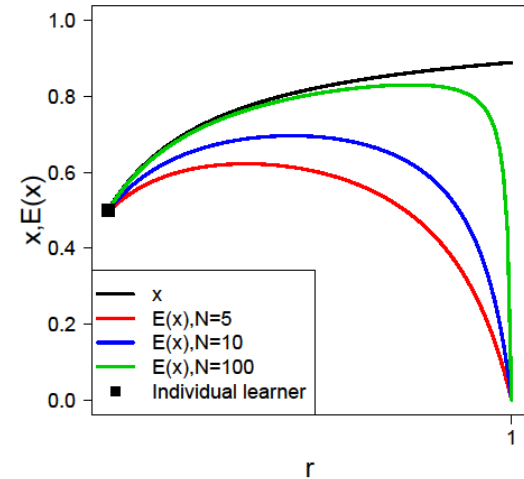
# Model



$N = \infty$  Case



$$x = \frac{N_1}{N} = \frac{rq_O + (1-r)q_I}{q_C + rq_O + (1-r)q_I}$$



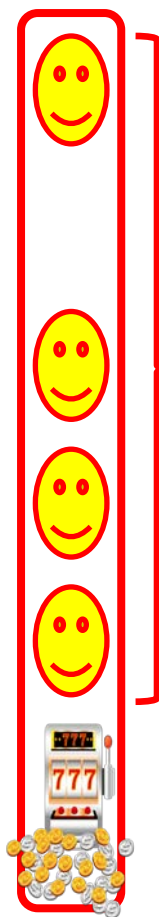


# M = 1 Case

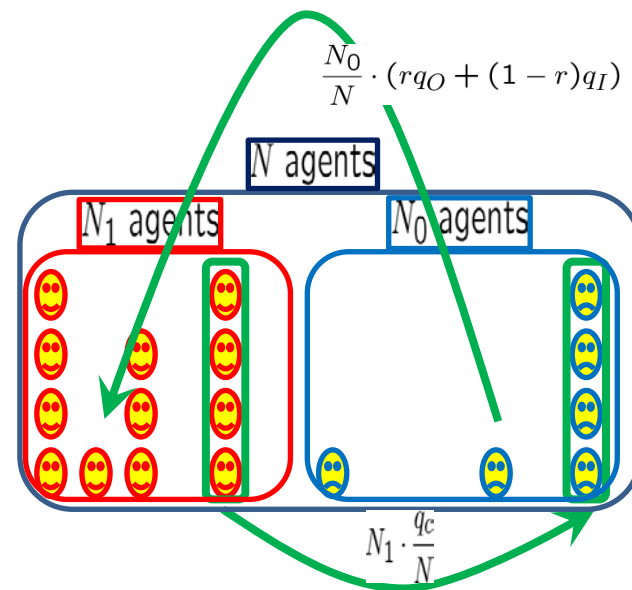
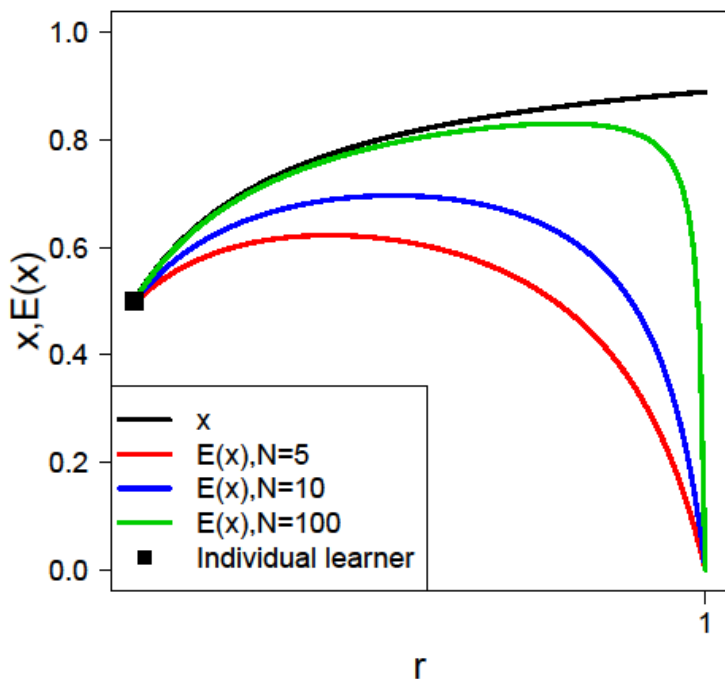
$$E(N_1/N) = \frac{1 + a/N}{a + 1} \cdot (1 - P(0))$$

$$P(0) = \frac{q_C}{q_C + (N - q_C)(1 - r)q_I}$$

$$a = \frac{q_C}{(1 - q_C/N)(pq_O + (1 - p)q_I)}$$



$N_1$  agents



# $N, M \rightarrow \infty$ Case

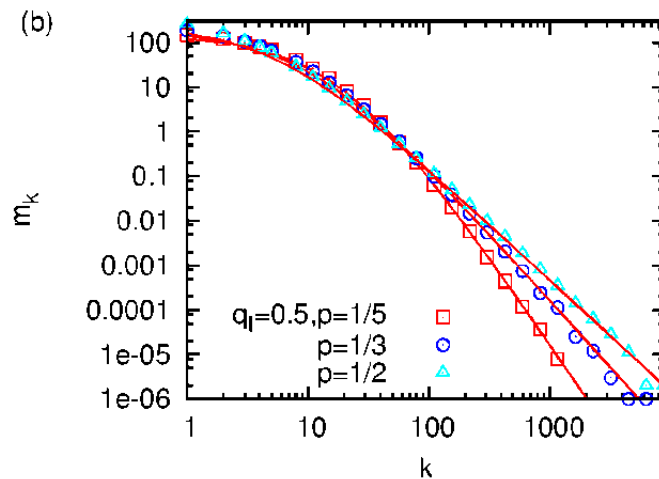
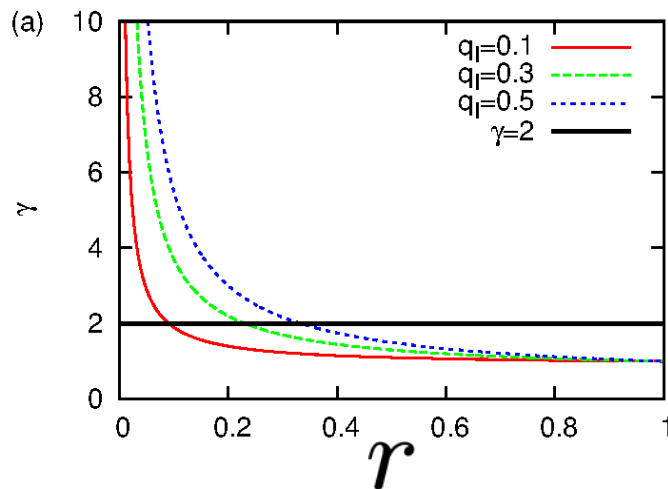
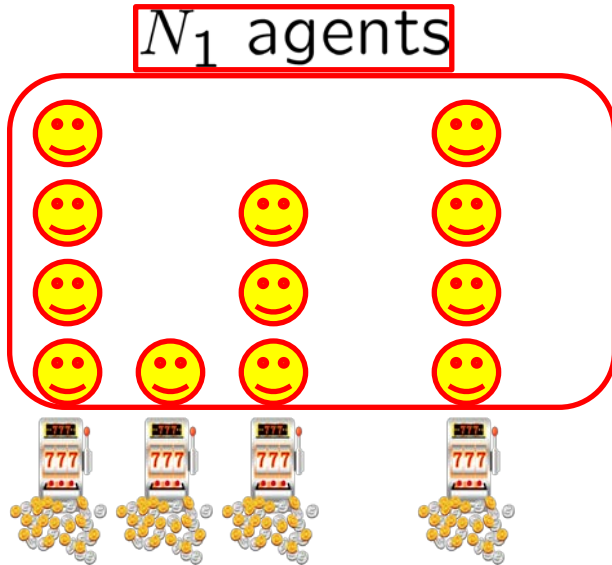
$$M_k \equiv \#\{\text{of badits with } k \text{ agents}\} \quad N_1 = \sum_k M_k \cdot k \quad M = \sum_k M_k$$

$$n_1(t) \equiv E(N_1(t)) \quad m_k(t) \equiv E(M_k(t))$$

$$x \equiv \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{n_1(t)}{N} = \frac{rq_O + (1-r)q_I}{rq_O + (1-r)q_I + q_C}$$

$$\beta = \frac{M}{N}, \quad N, M \rightarrow \infty$$

$$m_k \propto k^{-1-\gamma} \quad \gamma \equiv 1 + \frac{(1-r)q_I}{rq_O}$$



# $N, M \rightarrow \infty$ Case

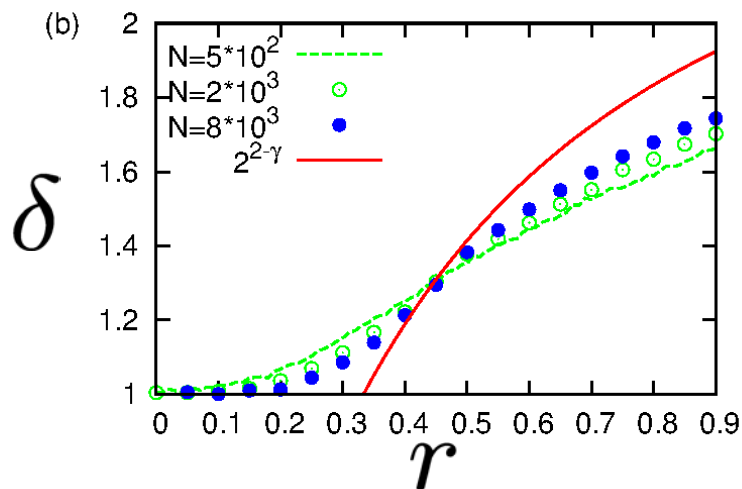
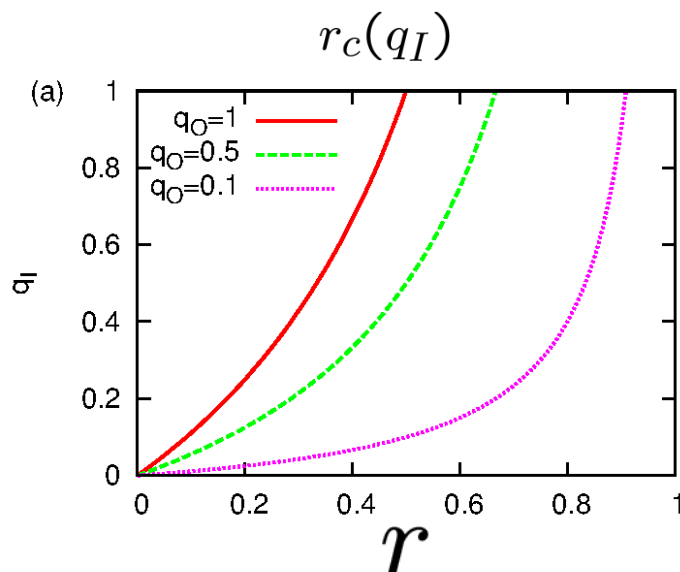
Phase Transition

$$V_{N_1}(N) \equiv \text{Var}(N_1)$$

$$V_{N_1}(N)/N \propto \begin{cases} N^{2-\gamma} & \text{for } \gamma < 2 \\ \ln N & \text{for } \gamma = 2 \\ N^0 & \text{for } \gamma > 2 \end{cases}$$

$$\gamma = 2 \leftrightarrow r_c = \frac{q_I}{q_I + q_O}$$

$$\delta = \frac{V_{N_1}(2N)/2N}{V_{N_1}(N)/N}$$



# $N, M < \infty$ Case

$$N < N_s \propto \frac{1}{\gamma - 1} \quad \text{Case} \quad \frac{B(\alpha + N_s, \gamma + 1)}{B(\alpha, \gamma + 1)} N_s^2 = \delta \quad \frac{E(N_1)}{N_s \cdot x} = 1 - \delta \quad \longrightarrow \quad E(N_1) \downarrow \quad r \uparrow$$

$$N > N_s \quad \longrightarrow \quad E(N_1) \uparrow \quad r \uparrow$$

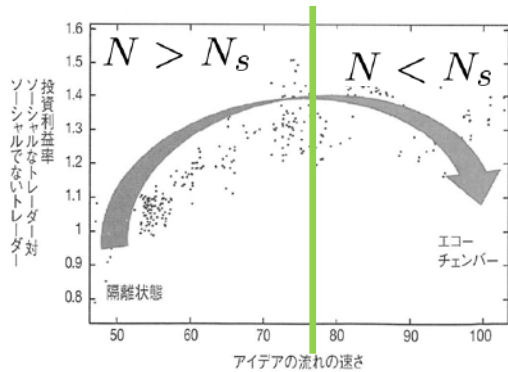
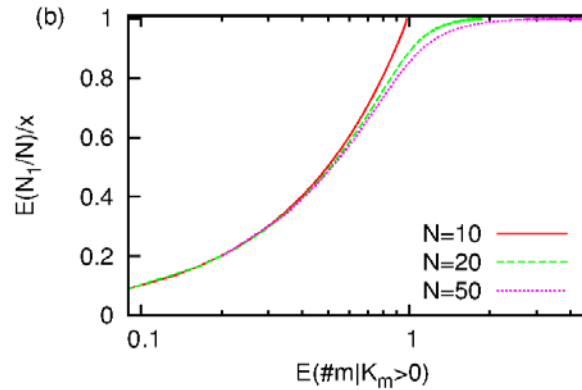
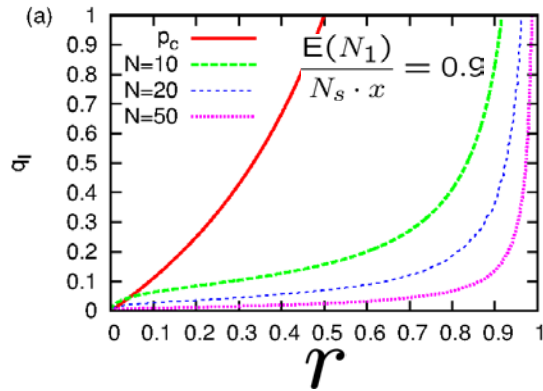
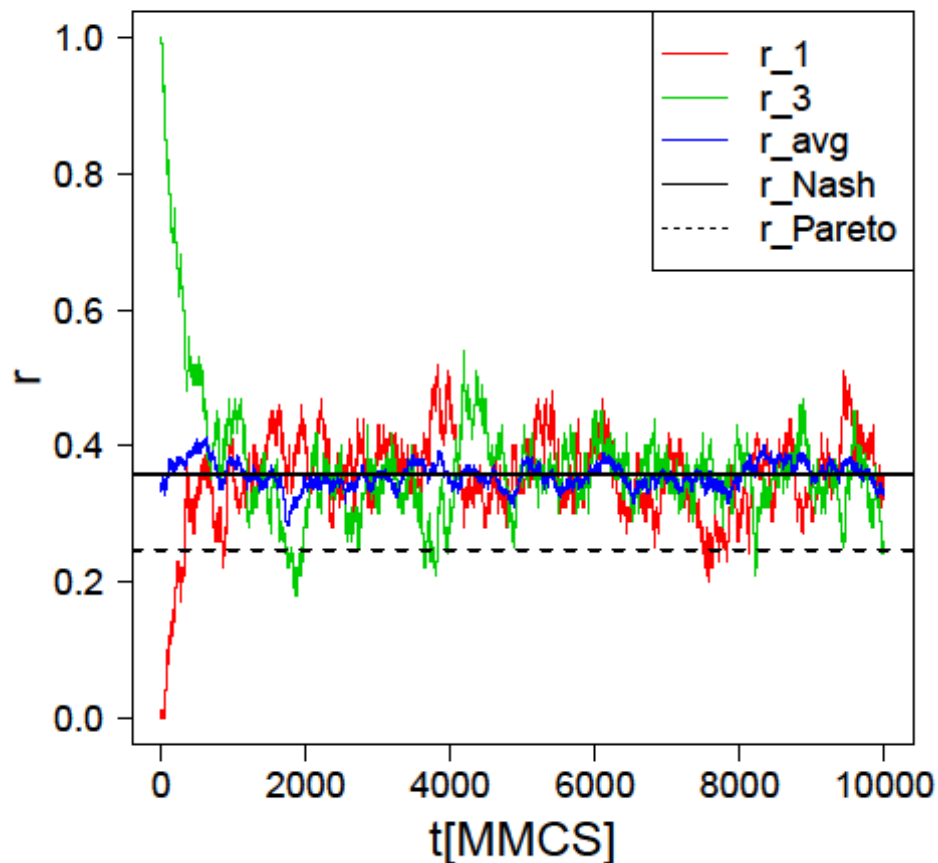


図3. 各点はトレーダーが一日に得た取引成果の平均を表している。縦軸はソーシャルリードの投資利益率を示し（市場の変動による影響が出ないように修正している）、横軸はイトロのソーシャルネットワーク内でのアイデアの流れの速さを示している。アイデアの流れの速さが適切なレベルであれば、個人で取引を行っている場合に比べ、ソーシャルリードは投資利益率を30パーセント上昇させる。

**A. Pentland(2014)**

# Dynamics of $r$

N=3、各エージェントが1[MMC]の平均リターンが高くなる方向に $r$ を変更



次の中山さんの講演

社会学習エージェント系におけるナッシュ均衡と進化的に安定な戦略

# Summary

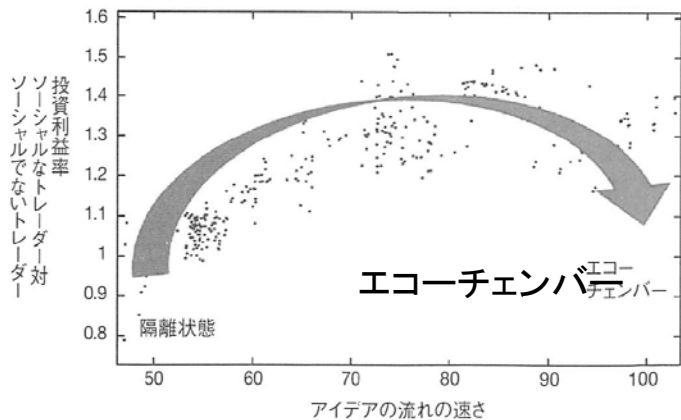
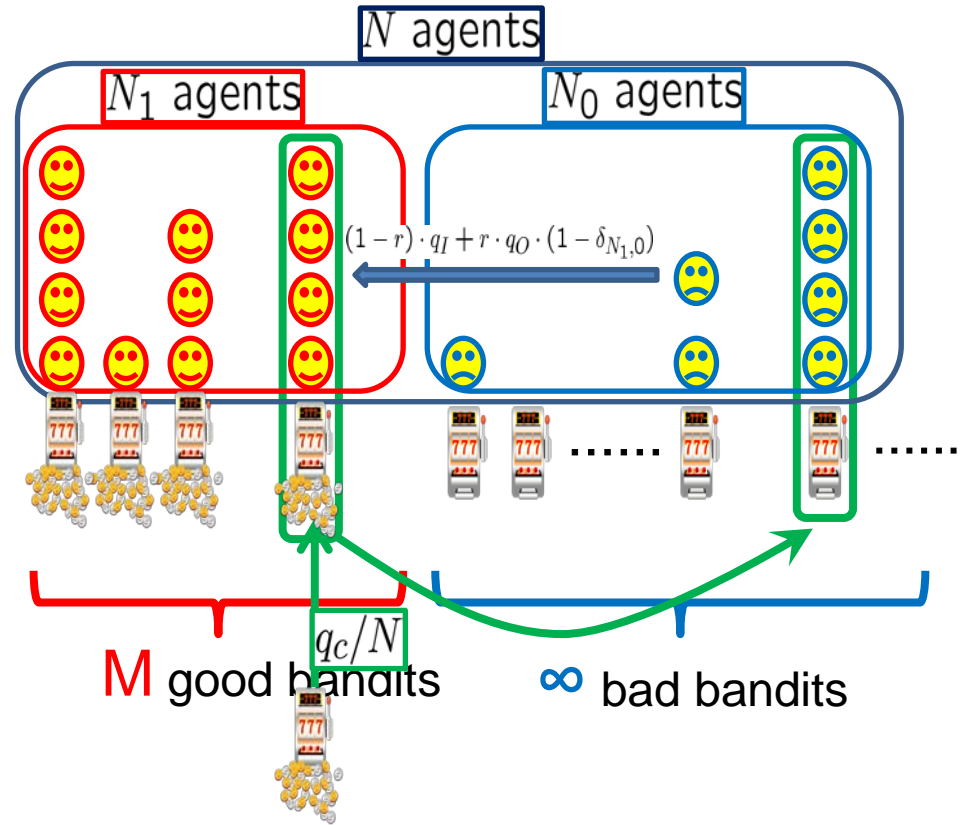


図3. 各点はトレーダーが一日に得た取引成果の平均を表している。縦軸はソーシャルトレードの投資利益率を示し（市場の変動による影響が出ないように修正している）、横軸はイートロのソーシャルネットワーク内でのアイデアの流れの速さを示している。アイデアの流れの速さが適切なレベルであれば、個人で取引を行っている場合に比べ、ソーシャルトレードは投資利益率を30パーセント上昇させる。

## A. Pentland (2014)



$$N < N_s \propto \frac{1}{\gamma - 1} \quad \text{Case} \quad \longrightarrow \quad E(N_1) \downarrow \quad r \uparrow$$

$$N > N_s \quad \longrightarrow \quad E(N_1) \uparrow \quad r \uparrow$$

$$\frac{B(\alpha + N_s, \gamma + 1)}{B(\alpha, \gamma + 1)} N_s^2 = \delta$$