

キャラクターのネットワークに基づく MMORPG中のRMT実施者の検出

藤田 篤 五木 宏 松原 仁

 公立はこだて未来大学

fujita@fun.ac.jp

背景

□ オンラインゲームの普及

- ネットワークインフラの高性能化
- 端末の高性能化

□ ジャンル

- 従来のゲームのオンライン版
 - ◆ 向こう側でメイン処理 + 手元はクライアント処理のみ
- オンライン (時空間共有) ならではの
 - ◆ e.g., MMORPG (Massively Multi-player Online Role-Playing Game)

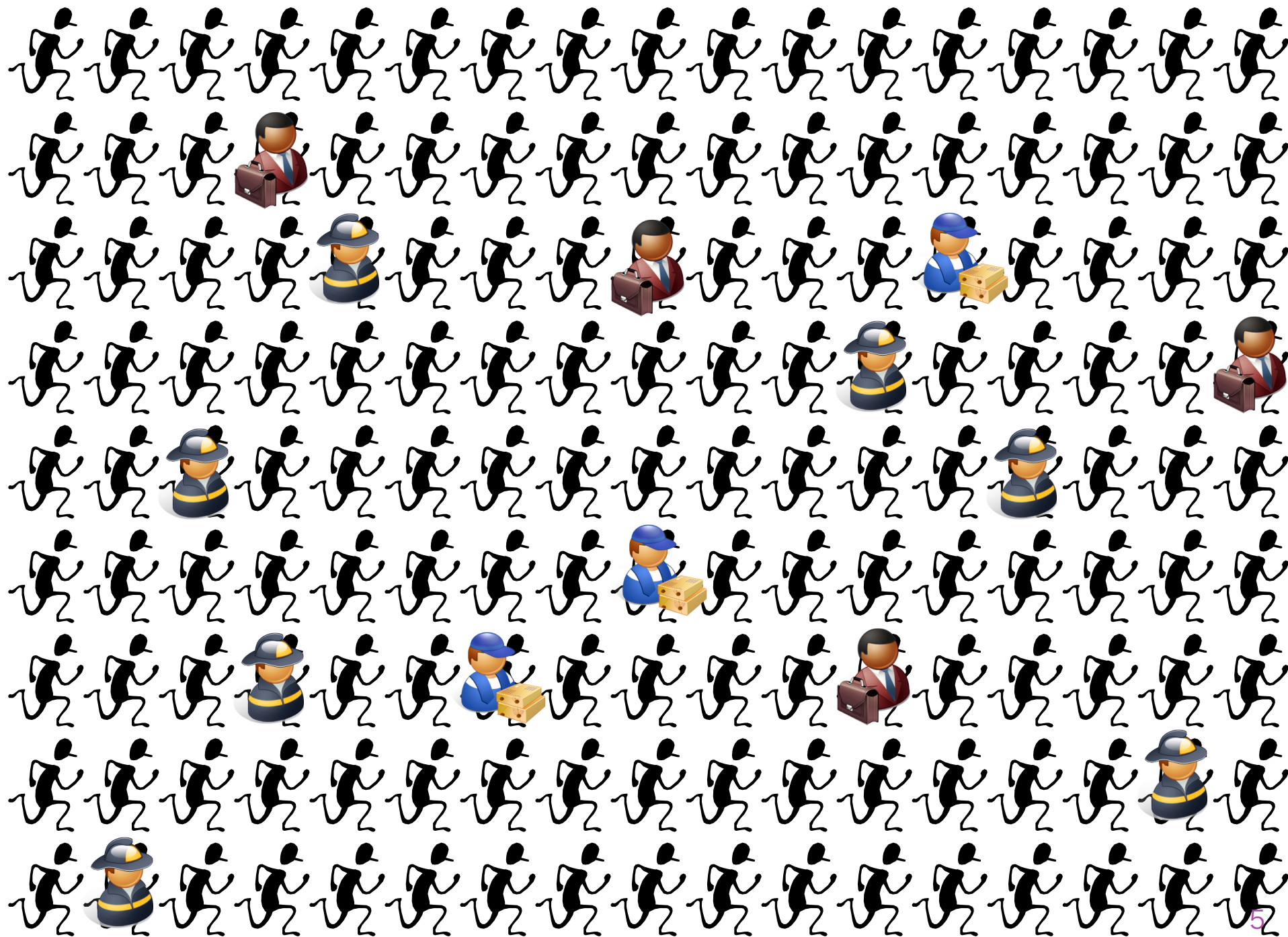
MMORPGにおける課題

- オンラインゲーム世界内の秩序形成
 - 仮想世界内の状況認識
 - ◆ e.g., 盛り上がり度, イベントの効果
 - コミュニティの創出と発展
 - ◆ ゲーム世界を牽引するプレイヤーの支援
 - ハラスメントの検知・予防
 - ◆ e.g., けんか(言い合い), 誹謗中傷
 - RMT (Real Money Trading) への対応

RMT: Real Money Trading

- 仮想世界と現実世界のバリューの交換
 - 日本のMMORPGにおける主要な問題
 - SNS等, 他のオンラインサービスでも問題

- 善悪はゲームタイトルに依存
 - 良い: 現実世界の拡張
 - ◆ メディアとしての仮想世界内の利用 (店舗, 広告等)
 - ◆ エコ・ビジネス
 - 悪い: ゲームバランスを崩す
 - ◆ 貨幣価値, 資源の分布等の極端な変化
 - 顧客満足度を低下させる
 - 顧客がゲームから離れる
 - ゲーム運営者の収益減少



アウトライン

1. 導入
2. タスクと関連研究
3. 提案手法
4. 評価実験
5. まとめ

タスクの定義

- キャラクタをRMTの実施が疑われる順に並べる
 - RMT実施者数は自明ではない
 - 怪しいキャラクタから順に推薦する
(最終判断はゲーム運営者, ただし検証規模は様々)
- 前提: MMORPGのログデータを参照可能
 - タイトルに依存しないであろう情報のみを用いる



＜ログデータ＞
動作, 時刻, 動作種別, 相手, 場所,
パラメタ変化(アイテム, 金銭), etc.

先行研究

□ キャラクタの分類

- 教師あり学習 [Matsumoto+, 04]
- 主成分分析 [副田+, 08]

□ エージェント(ボット)の自動検出

- [Thawonmas+, 08][Chen+, 09]
- 行動の頻度, 通信量の偏り, etc.

□ キャラクタをRMTの実施が疑われる順に並べる

- [Itsuki+, 10]
- 各キャラクタを色々な指標で直接順位付け
 - ◆ 対象期間内の操作通貨量, 行動数, 発言数, 活動時間(分)

先行研究 [Itsuki+, 10]

□ Pros. ゲームログに現れるRMT実施者の行動傾向

- あまりチャットをしない
- 大量の仮想通貨を操作
- 役割ごとに異なる傾向

□ Cons. 検出性能は十分でない

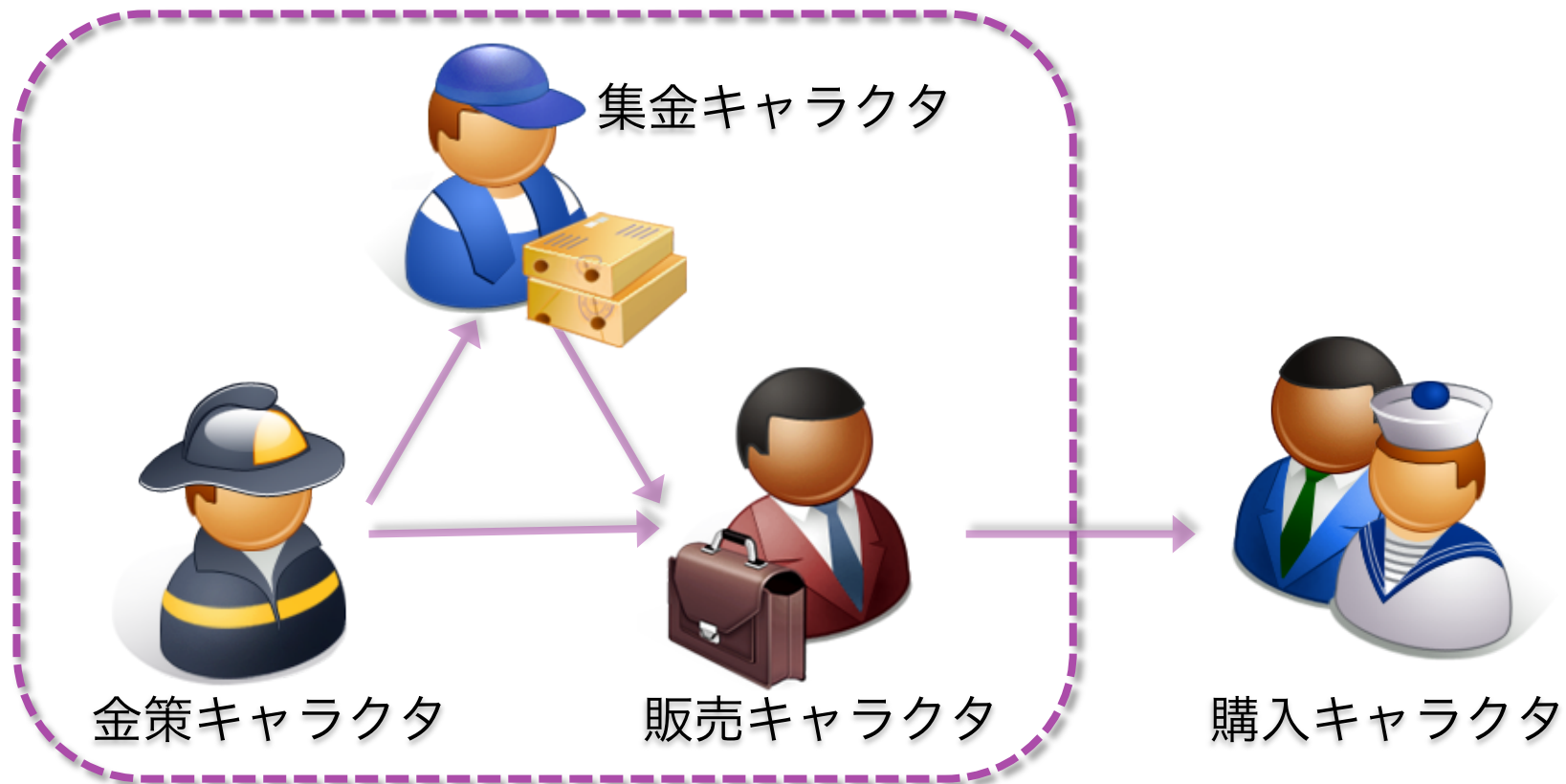
- 全体15,250名, 実施者29名 → 抽出349 (2.3%, 12倍)
- 不安定: 操作通貨量と別の統計量の比
- 偽装可能: e.g., 行動数, 発言数, 活動時間

アウトライン

1. 導入
2. タスクと関連研究
3. 提案手法
4. 評価実験
5. まとめ

仮説

- RMTには巨額の仮想通貨の操作が関与
 - 実世界とのレート比
 - 所持額の上限
 - 役割分担が進んでいる → キャラクタ間の取引が盛ん



提案手法の概要

□ キャラクタ間の取引情報に着目

- 取引全体 (有無, 回数)
- 金銭取引のみ (有無, 回数, 総額)

□ 手続き

Step 1. コミュニティ抽出

- ◆ 密にやり取りをしているキャラクタ群 → コミュニティ
 - 複雑ネットワーク分析のCNM法 [Clauset+, 04]

Step 2. コミュニティの順位付け

- ◆ 頻繁あるいは大規模な取引 → RMTへの関与大

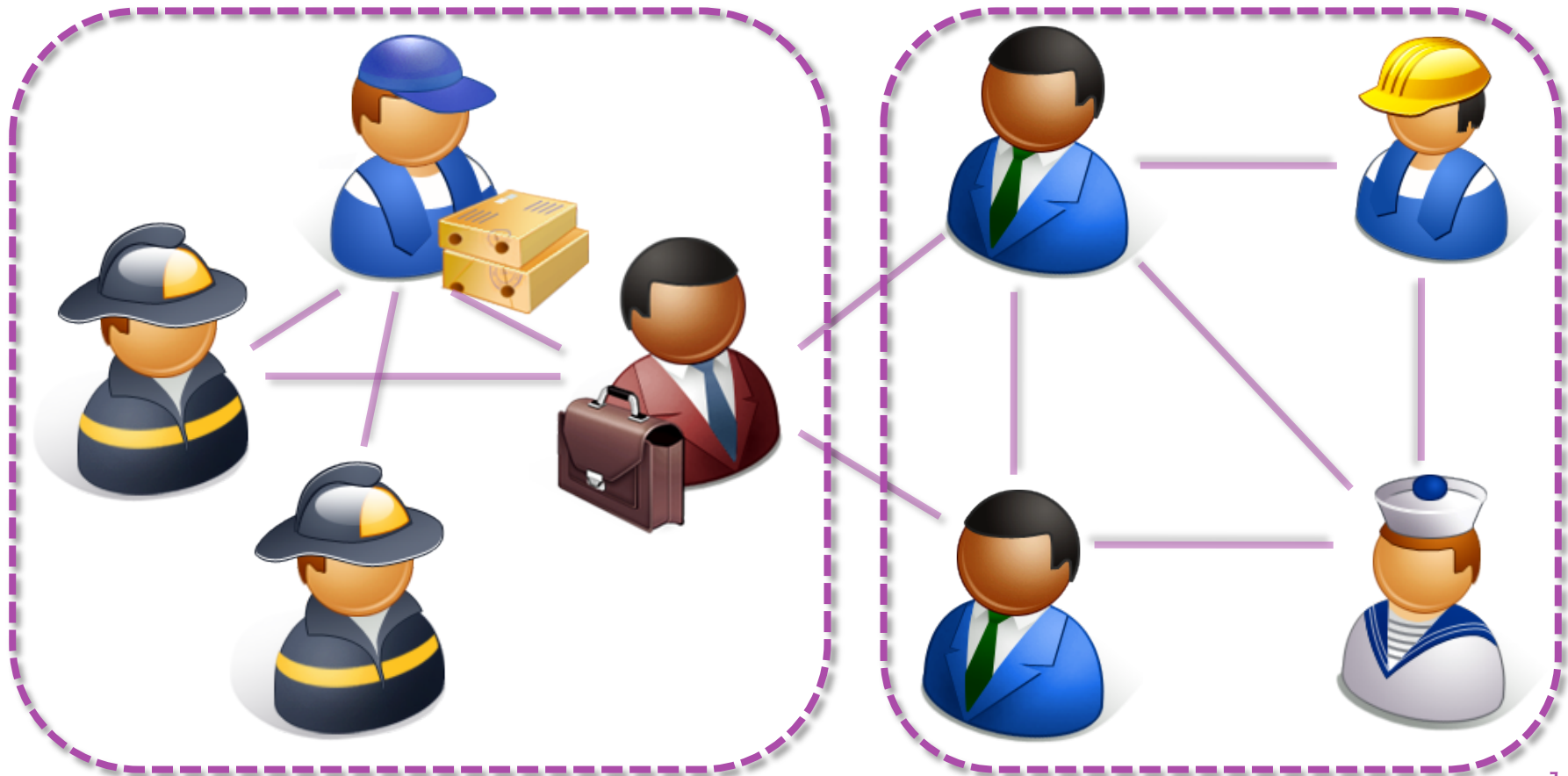
Step 3. コミュニティ内のキャラクタの順位付け

- ◆ 頻繁あるいは大規模な取引 → RMTへの関与大

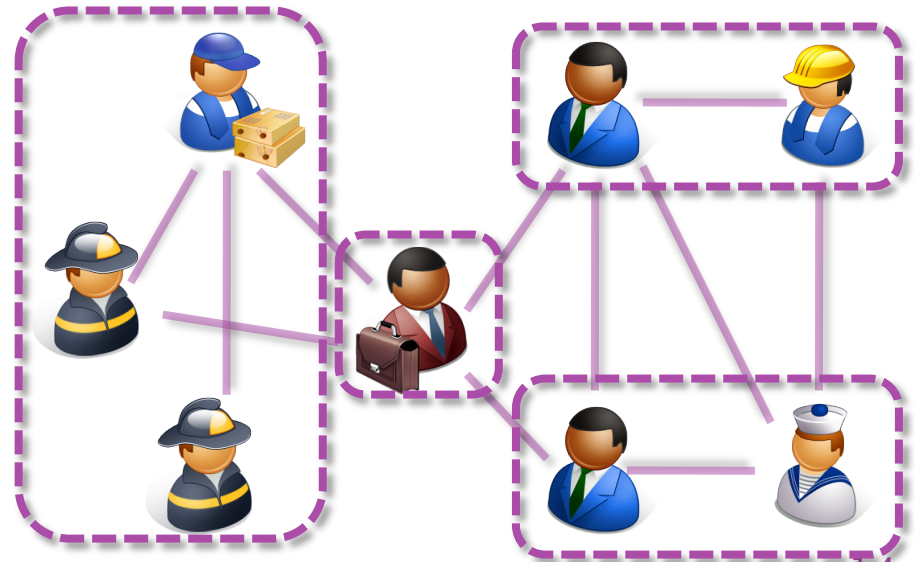
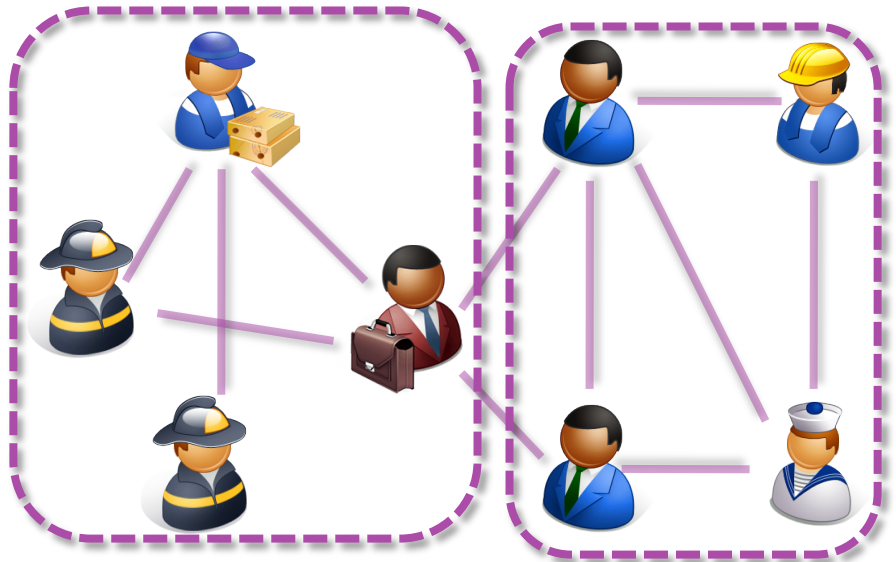
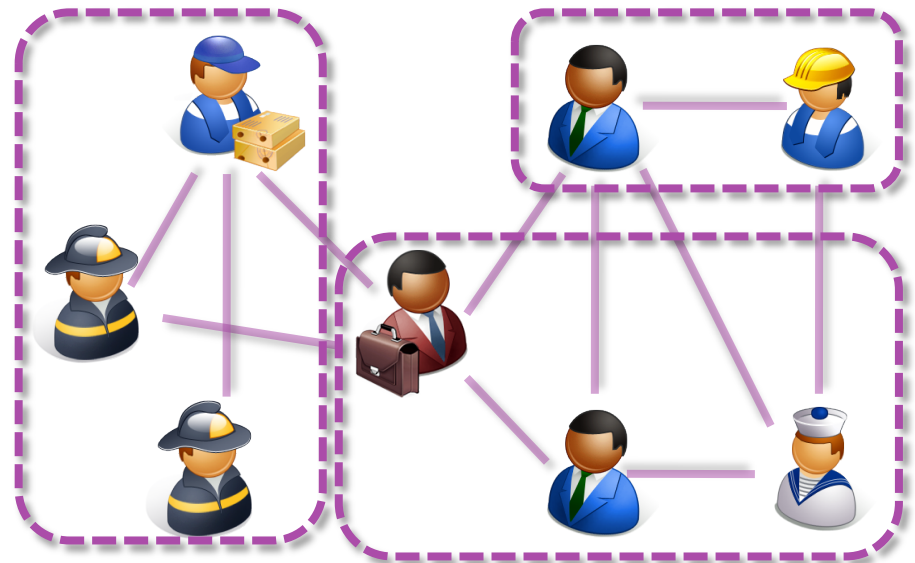
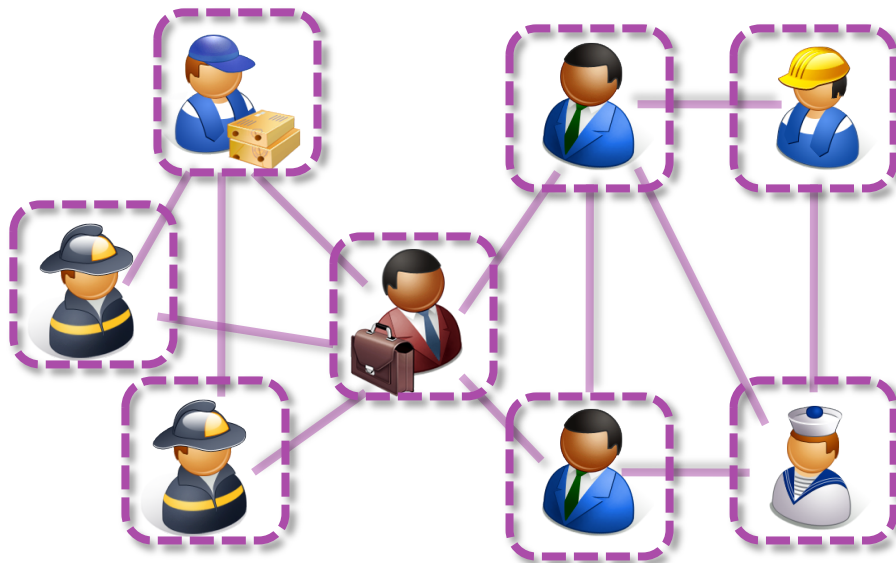
一網打尽
を狙う

Step 1. コミュニティ抽出

- ノード集合をもれなくだぶりなく分ける
 - ノード: キャラクタ
 - エッジ: 取引 (有無, 回数, 総額)



どの分割がベスト？



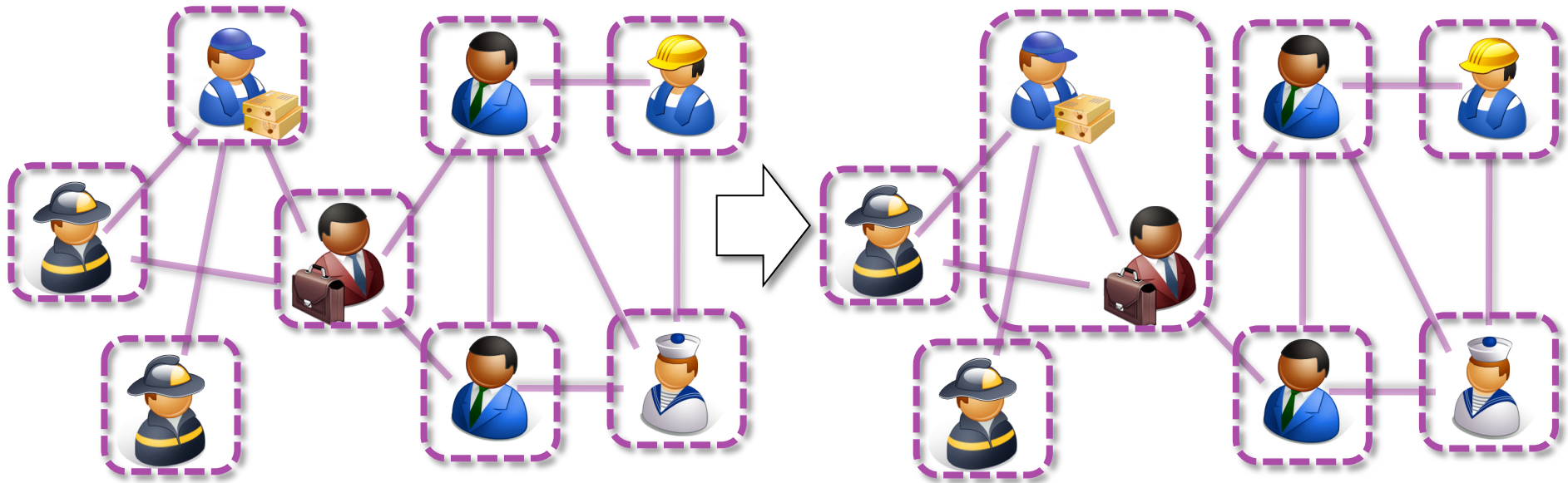
分割の良さを表す指標

□ モジュラリティ (modularity) [Newman+, 04]

- $Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2)$
- $e_{ii} = \frac{c_i \text{ 中のノード間のエッジの数}}{\text{ネットワーク中の全エッジの数}}$
 - ◆ 同一コミュニティ内のエッジが多いほどQが大きい
 - ◆ 異なるコミュニティ間のエッジが少ないほどQが大きい
- $a_i = \frac{c_i \text{ 中のノードを一端とするエッジの数}}{\text{ネットワーク中の全エッジの数}}$
 - ◆ trivialを避けるために期待値を減じる
(全ノードを1つのコミュニティにする → Qが最大値)

コミュニティ抽出アルゴリズム

- Qが最大となる分割の同定はNP困難
- CNM法 [Clauset+, 04]: ボトムアップ, greedy
 1. 個々のキャラクタを別々のコミュニティとみなす
 2. 最もQを大きく増大させる2つのコミュニティをマージ
 3. Qが上昇する限り2を繰り返す



Steps 2 & 3 キャラクタの順位付け

- 頻繁あるいは大規模な取引をしているコミュニティ
→ RMTへの関与が疑われる

Step 2. コミュニティの順位付け

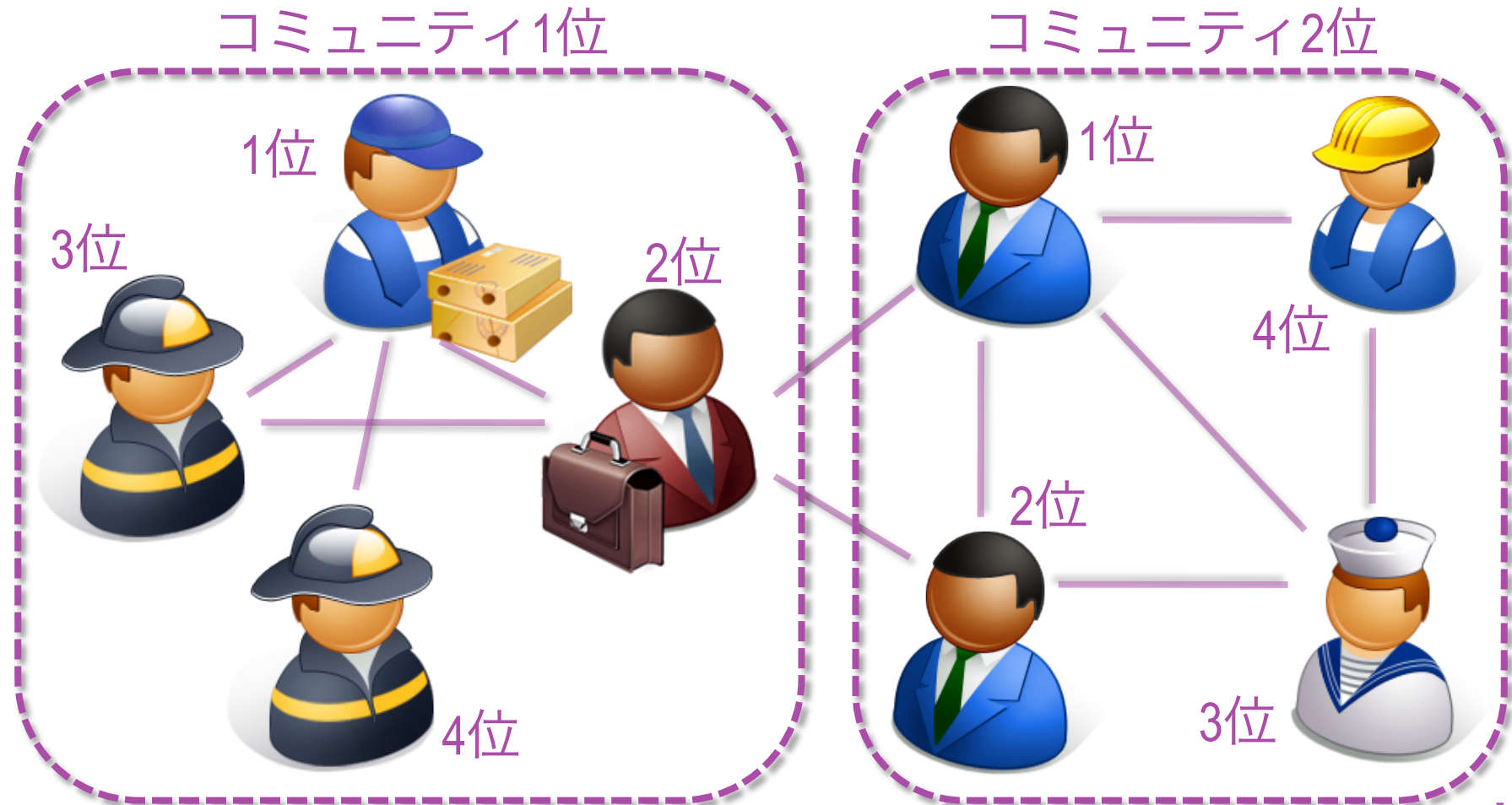
- コミュニティを取引の総量の降順にソート
 - ◆ 取引全体の回数, 金銭取引の回数, 金銭取引の総額

Step 3. コミュニティ内のキャラクタの順位付け

- 各キャラクタを取引の総量の降順にソート
 - ◆ 取引全体の回数, 金銭取引の回数, 金銭取引の総額

Steps 2 & 3 キャラクタの順位付け

- キャラクタをRMTの実施が疑われる順に並べる
 - コミュニティの順位付け → キャラクタの順位付け



アウトライン

1. 導入
2. タスクと関連研究
3. 提案手法
4. 評価実験
5. まとめ

実際のデータへの適用

□ 大航海時代 Online

□ 4つの検証期間のデータ

- 運営者が同定したRMT実施者リスト
- 同じ期間の各キャラクタの行動ログ
 - ◆ ゲームに登録している全キャラクタではない。



(C) 2005-2010 TECMO KOEI GAMES CO., LTD.
All rights reserved.

期間	日数	行動ログ レコード数	期間内の行動 キャラクタ数	RMT 実施者数			
				合計	販売	集金	金策
期間 A	15	308,921,785	15,250	29	10	4	15
期間 B	21	417,516,270	16,472	52	20	7	25
期間 C	23	479,468,978	18,746	106	29	23	54
期間 D	15	300,809,905	17,115	130	19	20	91

取引の有無とRMT

期間	取引全体		金銭取引のみ	
	キャラクタ数	関係数	キャラクタ数	関係数
期間 A	8,152 (53%)	13,452 (0.020%)	4,624 (30%)	4,590 (0.021%)
期間 B	9,440 (57%)	17,152 (0.019%)	5,423 (33%)	5,718 (0.019%)
期間 C	10,265 (55%)	19,140 (0.018%)	6,317 (34%)	7,272 (0.018%)
期間 D	9,358 (55%)	15,785 (0.018%)	5,174 (30%)	5,413 (0.020%)

1名もれ

□ 所見

- 取引キャラクタの割合
 - ◆ 取引全体: 約半数
 - ◆ 金銭取引: 約3分の1
- RMT実施者はほとんどもれなく仮想通貨の取引を実施
 - ◆ 期間Dの1名以外

コミュニティ抽出の結果

パラメタ	期間 A			期間 B			期間 C			期間 D		
	Q	C	C _c	Q	C	C _c	Q	C	C _c	Q	C	C _c
tb	0.931	690	4	0.917	646	3	0.903	729	6	0.920	720	5
tt	0.986	818	1	0.986	812	3	0.985	902	3	0.984	885	6
cb	0.965	895	5	0.956	929	4	0.930	945	4	0.951	896	7
ct	0.965	909	2	0.965	947	2	0.952	986	3	0.961	911	6
cv	0.886	976	3	0.882	1,036	4	0.885	1,089	5	0.923	982	8

Step 1. コミュニティ抽出 (5種類)

- t: 取引全体 (tb: 有無, tt: 回数)
- c: 金銭取引のみ (cb: 有無, ct: 回数, cv: 総額)

□ 所見

- RMT実施者は少数のコミュニティにまとめられた
→ Steps 2 & 3次第で効率的な検出が期待できる
- Qの値は最小でも0.88
→ 取引が特定のキャラクタ間に偏り (特殊なデータ)

パラメーター一覧

Step 1. コミュニティ抽出 (5種類)

- t: 取引全体 (tb: 有無, tt: 回数)
- c: 金銭取引のみ (cb: 有無, ct: 回数, cv: 総額)

Step 2. コミュニティの順位付け (3種類)

- tt: 取引全体の回数
- ct: 金銭取引の回数
- cv: 金銭取引の総額

Step 3. キャラクタの順位付け (3種類)

- tt: 取引全体の回数
- ct: 金銭取引の回数
- cv: 金銭取引の総額

任意の2つの順位付け指標の優劣

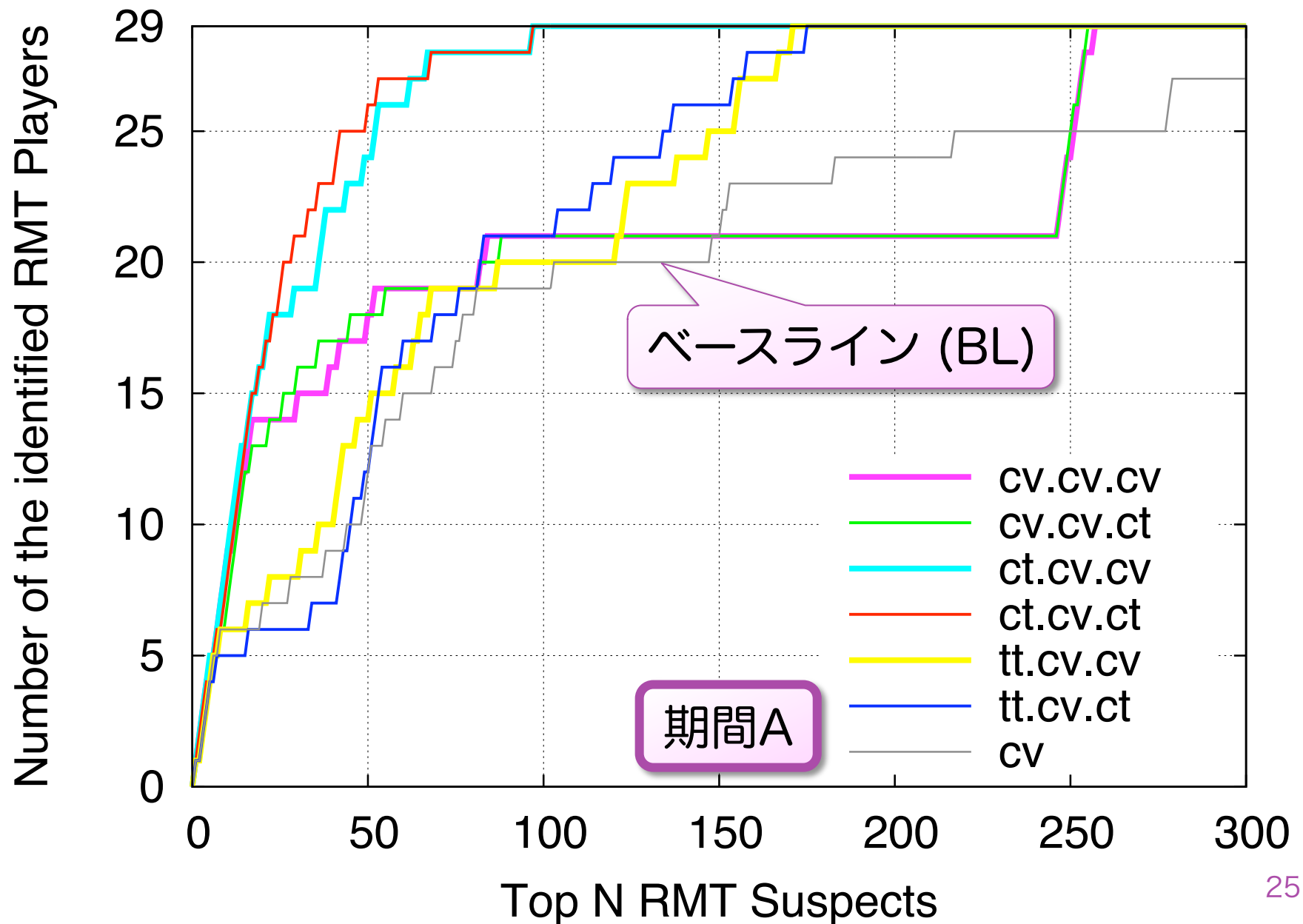
□ 指標 R_1 は指標 R_2 よりも優れている

- $R_1 > R_2 \equiv \forall N [R_1(N) \geq R_2(N)]$
 - ◆ $R(N)$: 指標 R で順位付けした上位 N 人中のRMT実施者数
 - ◆ $N \geq R(N)$

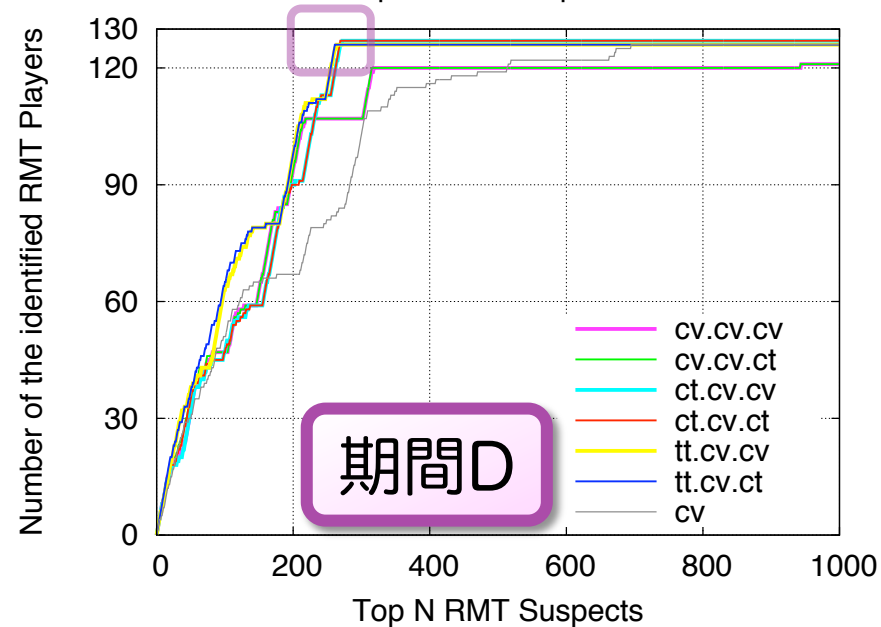
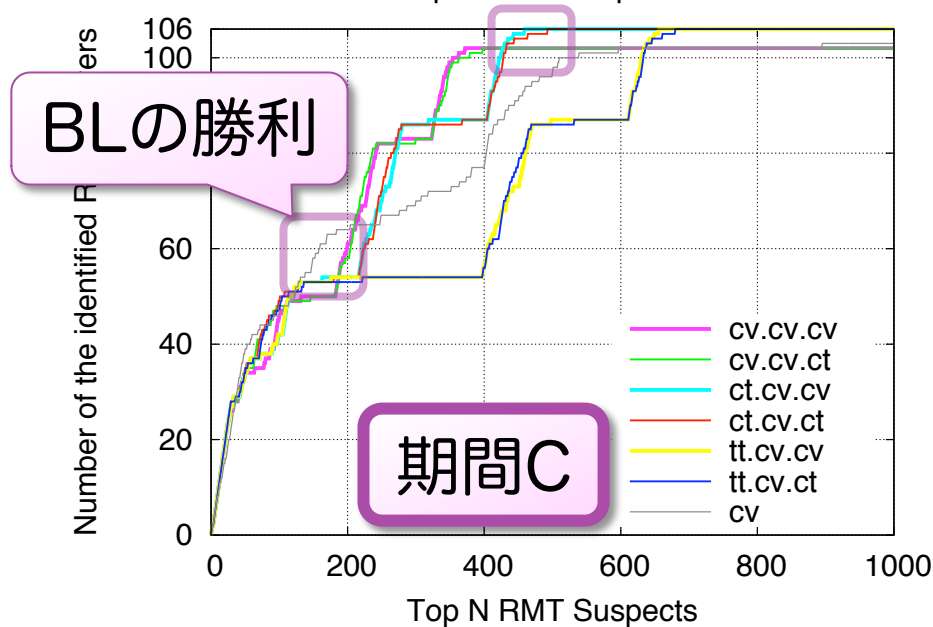
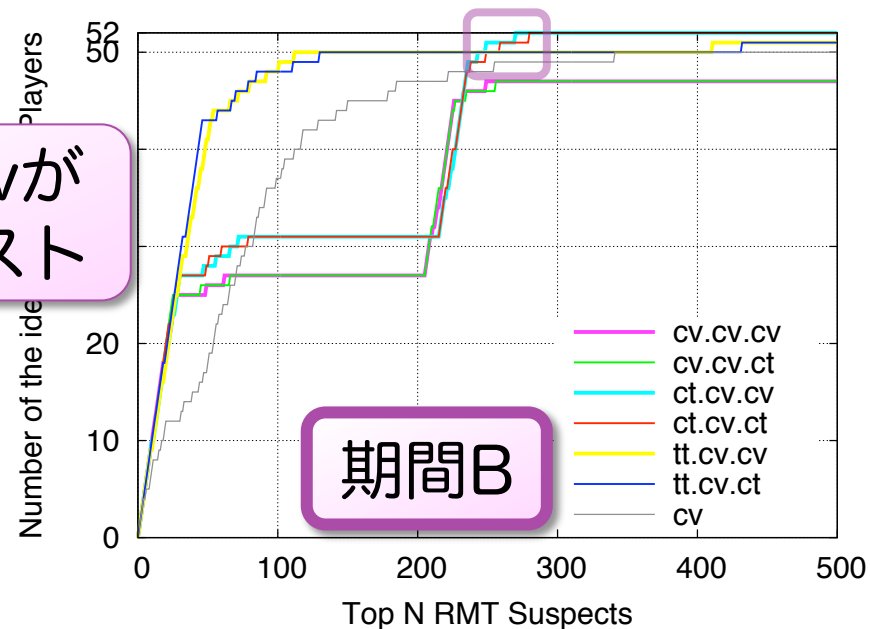
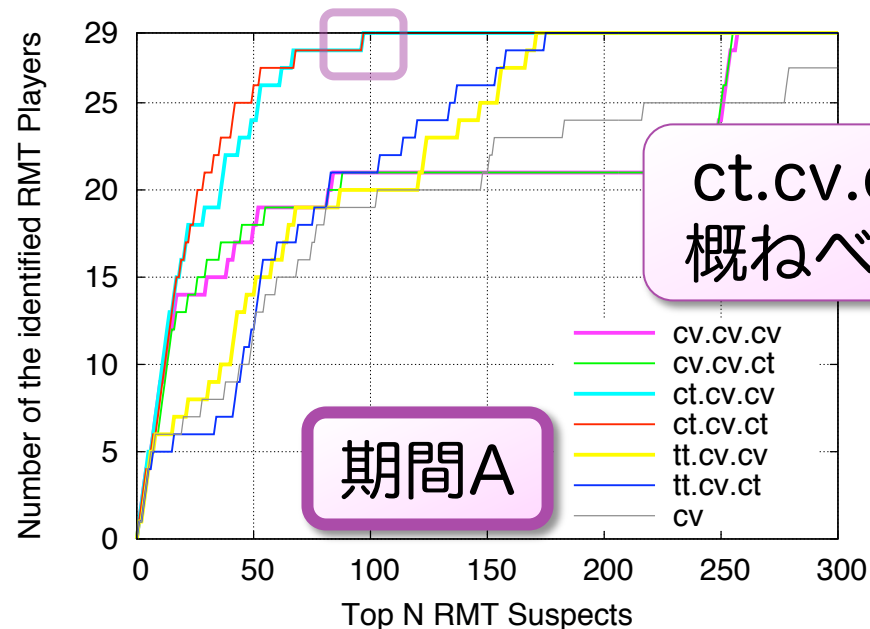
□ 各パラメタの値の優劣 (5×3×3種類の比較結果)

- コミュニティ抽出: 取引の規模が有効 ($tt, ct, cv > tb, cb$)
- コミュニティの順位付け: 金銭取引額が有効 ($cv > tt, ct$)
- コミュニティ内のキャラクタの順位付け
→ 単なる取引よりも金銭取引の規模が有効 ($ct, cv > tt$)

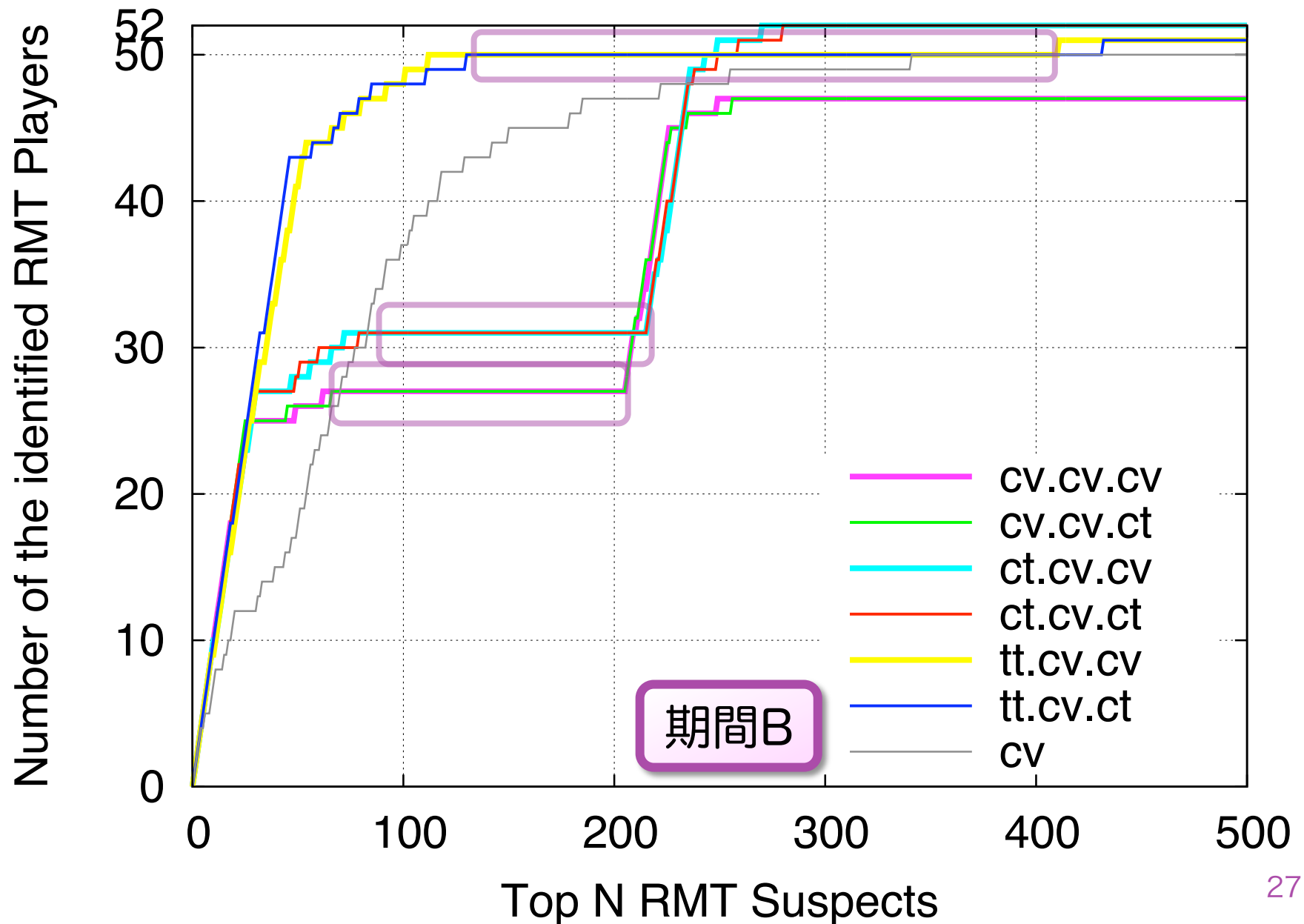
検証キャラクタ数とRMT実施者数 (期間A)



検証キャラクタ数とRMT実施者数 (全期間)



課題 (期間Bの結果を例に)



課題

□ コミュニティの順位 vs キャラクタの順位

Community\Character	1	2	3	4	5	...	100	...	200	...
1	○	○	○	○	○	...	○	...	×	...
2	○	×	○	○	×	...	×	...	×	...
3	○	○	×	×	×	...	×	...	×	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
10	○	×	—	—	—	...	×	...	×	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
20	×	×	×	×	×	...	×	...	×	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

まとめ

□ MMORPGにおけるRMT実施者の自動検出

- キャラクタのネットワークに基づいて一網打尽
- 実際のMMORPGのログデータによる性能評価
 - ◆ 各キャラクタを直接順位付けるよりも優れた検出性能

□ 今後の課題

- より短い期間のログデータを用いた性能評価
- 他のタイトルへの適用
- 運営者の支援技術への昇華