

【SIGIR2014勉強会】

Session 16:  
Collaborative Complex Personalization

担当：山本 岳洋（京都大学）

# Collaborative Complex Personalization

---

## ▶ **User-Driven System-Mediated Collaborative Information Retrieval**

- ▶ Laure Soulier (IRIT - University Paul sabatier), Chirag Shah (Rutgers University), Lynda Tamine (IRIT - University of Toulouse)

## ▶ **SearchPanel: Framing Complex Search Needs**

- ▶ Pernilla Qvarfordt (FX Palo Alto Laboratory, Inc.), Simon Tretter (University of Amsterdam), Gene Golovchinsky, Tony Dunnigan (FX Palo Alto Laboratory, Inc.)

## ▶ **Cohort Modeling for Enhanced Personalized Search**

- ▶ Jinyun Yan (Rutgers University), Wei Chu (Microsoft Bing), Ryen W. White (Microsoft Research)

## ▶ **Characterizing Multi-Click Behavior and the Risks and Opportunities of Changing Results during Use**

- ▶ Chia-Jung Lee (University of Massachusetts Amherst), Jaime Teevan (Microsoft Research), Sebastian de la Chica (Microsoft Bing)

## 協調検索におけるメンバの「役割」を動的に推定

### ▶ 協調検索

- ▶ 情報要求を共有した複数のユーザが行う検索

### ▶ これまでの協調検索

#### ▶ User-Driven な研究

- ▶ ユーザ同士の協調作業の支援に焦点
- ▶ チャット, 画面共有, ...

#### ▶ System-Mediated な研究

- ▶ システムが主導して支援
- ▶ システムによる動的なランキング

# 協調検索における役割

---

## ▶ **Gatherer and Surveyor**

- ▶ **Gatherer**: トピックを狭く詳細に検索
- ▶ **Surveyor**: トピックを広く浅く検索

## ▶ **Prospector and Miners**

- ▶ **Prospector**: ひたすらクエリを投入
- ▶ **Miner**: ひたすら検索結果の適合性判定

## ▶ 既存の System-Mediated な研究

- ▶ あらかじめユーザの役割を決めておき,  
それに応じたランキングを提供

## ▶ 本研究の提案

- ▶ 役割を**ユーザの行動から動的に推定**しましょう

# 役割の動的推定(直感的に)

---

- ▶ 前提: ユーザは2人
  - ▶ ユーザペアに対して, ロールのペアを推定
- ▶ アプローチ
  - ▶ 特定のビヘイビアにユーザ間で**負の相関**がでるかを確認
- ▶ **Gatherer and Surveyor**
  - ▶ 投入クエリの重複: Gatherer **大** <-> Surveyor **小**
  - ▶ 滞在時間: Gatherer **長** <-> Surveyor **短**
- ▶ **Prospector and Miner**
  - ▶ クエリ投入数: Miner **大** <-> Prospector **小**
  - ▶ クエリの重複: Miner **小** <-> Prospector **大**

# 実験

- ▶ メキシコ湾原油流出事故あるいは地球温暖化について30分調べる
- ▶ それぞれの役割に対応するランキングアルゴリズムは既存研究を使用
- ▶ 役割の動的推定により，検索効率がアップ

		<i>Prec@20</i>			<i>Recall@20</i>			<i>F@20</i>		
		value	%Cg	p-value	value	%Chg	p-value	value	%Chg	p-value
US1	BM25-CIR	0.041	10.408	*	0.010	4.636	*	0.016	5.372	
	GS-CIR	0.038	18.316	***	0.008	25.504	***	0.014	24.521	***
	PM-CIR	0.050	-9.482		0.012	-13.991		0.019	-13.397	
	Ra-CIR	0.041	11.484	*	0.009	12.895	*	0.015	12.777	*
	RB-CIR	0.045	-		0.010	-		0.017	-	
US2	BM25-CIR	0.075	3.347		0.063	2.586		0.069	2.833	
	GS-CIR	0.058	34.636		0.040	63.818	*	0.046	52.786	*
	PM-CIR	0.092	-16.051		0.078	-16.493		0.084	-16.317	
	Ra-CIR	0.070	10.714		0.056	16.201		0.062	14.324	
	RB-CIR	0.077	-		0.065	-		0.071	-	

# Cohort Modeling for Enhanced Personalized Search

Jinyun Yan (Rutgers University), Wei Chu (Microsoft Bing), Ryan W. White (Microsoft Research)

---

**類似ユーザ**のログを使ってパーソナライゼーション！

- ▶ **Cohort:** 仲間, 集団, 群
  - ▶ 1つ以上の共通の属性を持つユーザ
  - ▶ 属性: ドメイン, 場所, トピック
    - ▶ カリフォルニアに住んでいるユーザ同士のpreferenceは類似する
  - ▶ ランキングを個人化する際に, cohortの情報も使って学習すると, 精度が上がるはず
- ▶ **論文の貢献**
  - ▶ どんなCohortを利用すればよいのか?
  - ▶ どんなクエリに対してCohortのログを使用すべきか?
  - ▶ Cohortを動的に決めることは可能か?

# Cohortの種類

---

## ▶ トップレベルドメイン

- ▶ *.com, .org, .edu* などの31種類のドメイン
- ▶ *.edu* の検索をよくクリックしているユーザは **.edu Cohort** に所属

## ▶ 場所

- ▶ アメリカ合衆国の51州
- ▶ Oregon州からよく検索しているユーザは **Oregon州Cohort** に所属

## ▶ トピック

- ▶ ODP(Open Directory Project)の15カテゴリ
- ▶ Sportに関する検索結果を良くクリックしているユーザは **Sport Cohort** に所属

- ▶ 検索ログから、各ユーザがそれぞれの Cohort に所属する度合い（メンバーシップ）を計算



# Cohortを使用すると精度がどれだけ改善するか？

## ▶ 基本的なアイデア

▶ Cohort の CTR を素性に追加して個人用のRankerを学習

$$\text{▶ } P(\text{rel}=1 \mid u, d) = \sum p(\text{rel}=1 \mid c, d) p(c \mid u)$$

▶ MAP が 0.0002 改善

$$\Delta MAP = 100 \cdot (MAP(\text{cohort}) - MAP(\text{base})).$$

**Table 2. Gains in MAP and MRR over baseline ( $\pm$ SEM).**

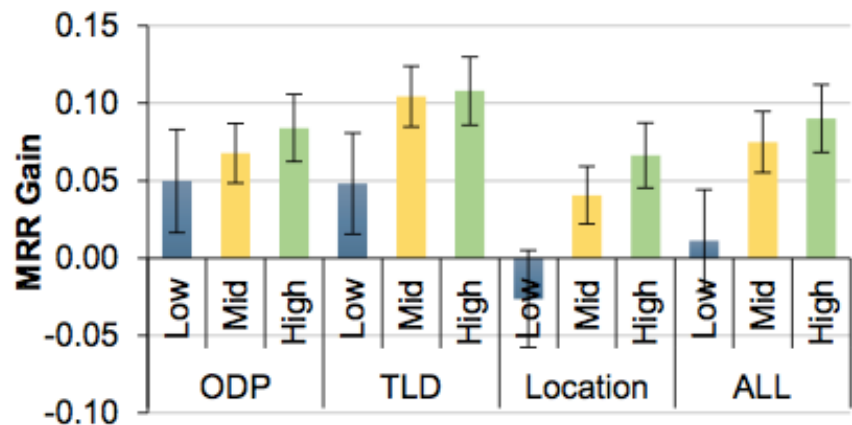
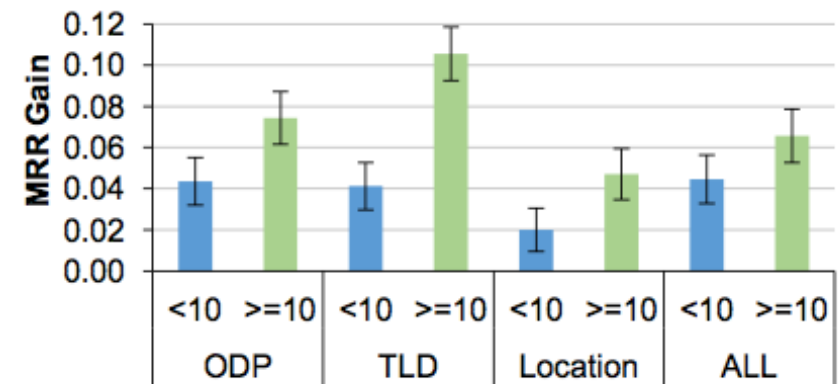
Cohort	Rerank@1	$\Delta MAP \pm SEM$	$\Delta MRR \pm SEM$
ODP	0.91%	0.0181 $\pm$ 0.00130	0.0187 $\pm$ 0.00142
TLD	0.96%	0.0224 $\pm$ 0.00140	0.0229 $\pm$ 0.00144
Location	0.90%	0.0111 $\pm$ 0.00138	0.0113 $\pm$ 0.00141
ALL	0.98%	0.0193 $\pm$ 0.00140	0.0211 $\pm$ 0.00145

# どのクエリで Cohort を使用するべきか？

▶ **新しいクエリ**

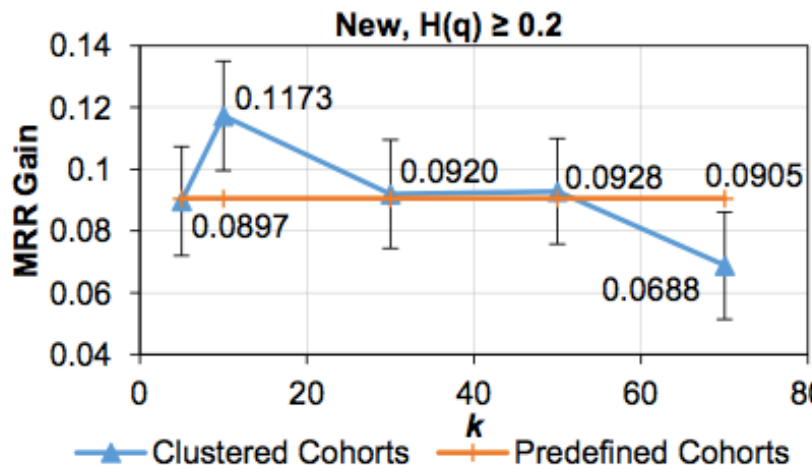
▶ **Popular** なクエリ

▶ **人によってクリックする  
検索結果が異なるクエリ**



# 動的に Cohort を決めることが可能か？

- ▶ Cohortではなく，Cohortクラスタの情報を使って学習
  - ▶ ハードクラスタリング (k-means)
  - ▶ ソフトクラスタリング (混合ガウス分布)
- ▶ ソフトクラスタリングされた Cohort クラスタの情報を使うことで MAP はさらに上昇



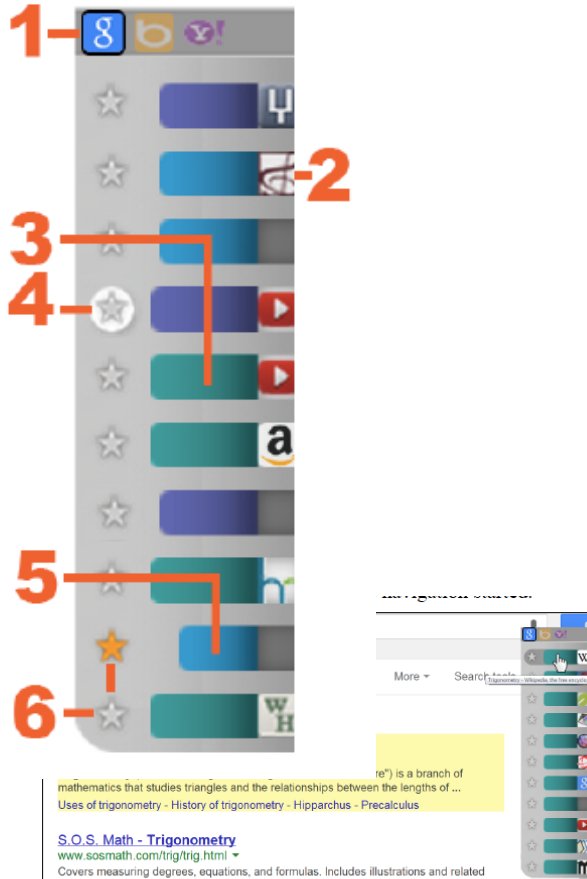
**Table 4. Gains in MAP and MRR over baseline for different clustering methods (hard ( $k=10$ ) vs. soft) and vs. pre-defined.**

Metric	Hard Membership	Soft Membership	Predefined Cohorts
$\Delta$ MAP	$0.0731 \pm 0.0158$	$0.1143 \pm 0.0170$	$0.0932 \pm 0.0172$
$\Delta$ MRR	$0.0737 \pm 0.0165$	$0.1173 \pm 0.0177$	$0.0905 \pm 0.0180$

# SearchPanel: Framing **Complex** Search Needs

Pernilla Qvarfordt, Simon Tretter, Gene Golovchinsky, Tony Dunnigan

## こんな拡張作った！



## 操作ログを分析した！

- 150人のユーザ, 80日間
- シンプル版と高機能版

Exploratory Searchの時ほど、システムを良く使う傾向

Factor	Duration	Queries	Actions	Terms
Complex	10.5 (14.65)	3.4 (3.51)	9.5 (19.91)	3.4 (2.41)
Simple	8.1 (12.35)	3.3 (3.29)	7.5 (16.46)	3.2 (3.51)
Exploratory	13.6 (15.89)	5.2 (4.19)	14.7 (24.45)	3.6 (2.48)
Re-Finding	9.0 (13.63)	2.8 (3.94)	5.2 (10.14)	2.8 (1.89)
Single	6.2 (10.62)	2.1 (1.63)	5.1 (12.33)	3.1 (3.47)

# Characterizing Multi-Click Behavior and the Risks and Opportunities of Changing Results during Use

Chia-Jung Lee, Jaime Teevan, Sebastian de la Chica

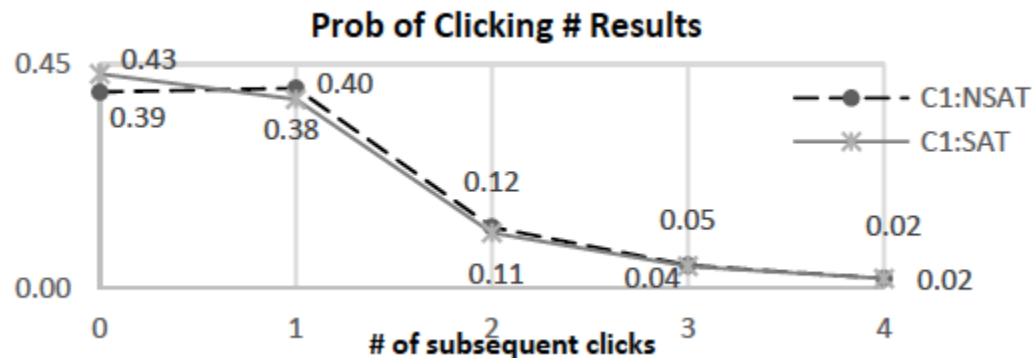
## 検索結果ページ(SERP)で複数のURLをクリックするユーザの分析

- ▶ この論文の面白いところ
  - ▶ 検索中にSERPが変わった時のログ分析に着目
    - ▶ Personalization, インデックスの変更...
    - ▶ Bingでは明示的に変化させているらしい

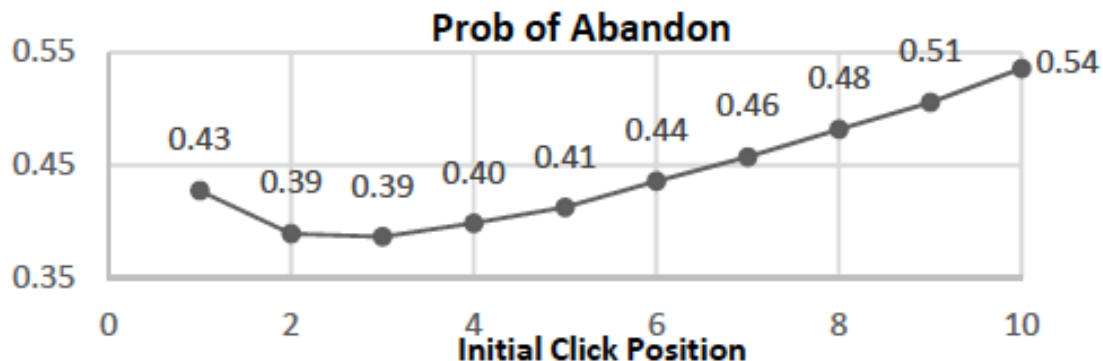


# まずは普通の分析

- ▶ はじめにクリックした結果に満足していない場合、検索結果に戻って結果をクリックする確率が高い



- ▶ はじめに下位の結果をクリックするほど、検索結果ページに戻っても何もせず去る (abandonment) 確率が高い



# 検索中にSERPが変わる場合の分析

- ▶ はじめにクリックした結果に満足していない場合、その検索結果をSERPから消すと、その後満足する確率が上がる

Initial Click	Up <sup>14%</sup>	Stay <sup>62%</sup>	Down <sup>23%</sup>	Gone <sup>1%</sup>
NSAT	2.00	2.08	2.20	<b>2.31</b>
SAT	4.65	<b>4.78</b>	4.75	4.61

- ▶ クリックした検索結果の上位を変更してしまうと、ユーザはなにもクリックせず去る確率が上がる

Initial Click	Above		Above1		Below1		Below	
	Δ	Static	Δ	Static	Δ	Static	Δ	Static
All	<b>0.414</b>	0.396	<b>0.409</b>	0.397	0.395	<b>0.422</b>	0.423	<b>0.431</b>
NSAT	<b>0.399</b>	0.374	<b>0.391</b>	0.374	0.379	<b>0.398</b>	0.397	<b>0.411</b>
SAT	<b>0.425</b>	0.413	<b>0.423</b>	0.414	0.406	<b>0.438</b>	0.439	<b>0.445</b>

検索中にSERPを変えることは良い面も悪い面もあるよ