SIGIR 2019参加報告

2019年11月23日

ヤフー株式会社
野本 昌子　Bhattacharjee Anupam

①SIGIR

SIGIRとは

- ✓ 情報検索分野のトップカンファレンス
- ✓ 正式名称：

  International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval

- ✓ 1978年からは毎年開催

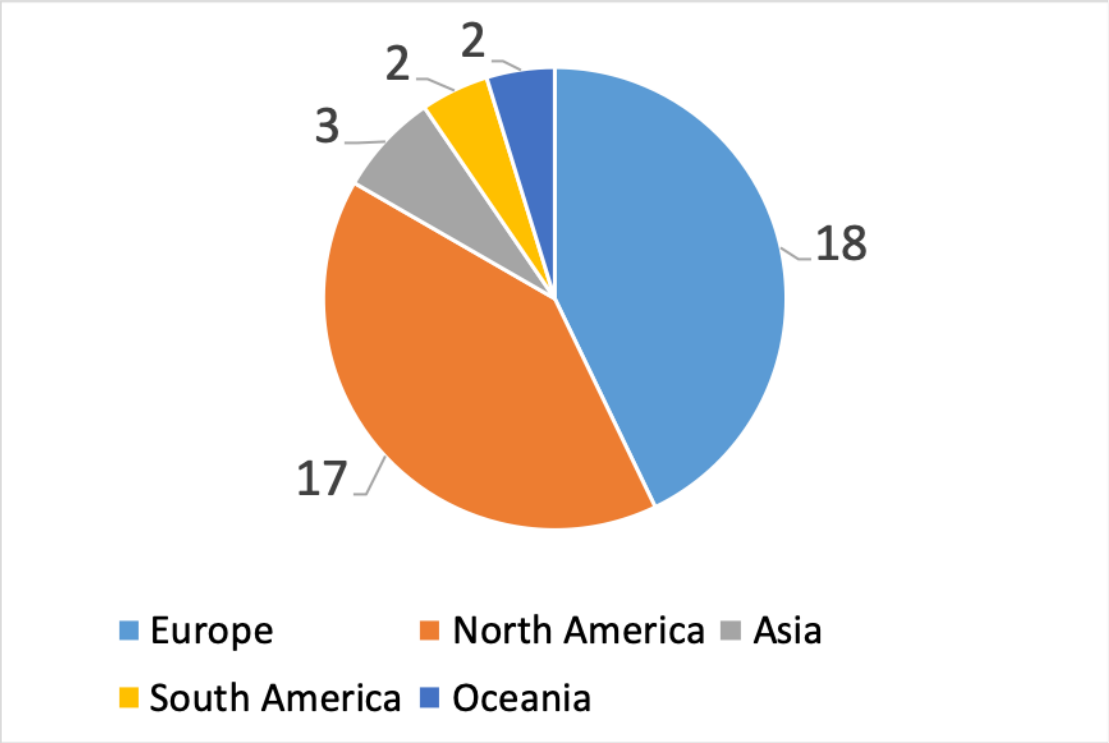
- ✓ 主催組織：

  国際学会ACM(Association for Computing Machinery)の情報検索の分科会
  SIGIR (Special Interest Group on Information Retrieval)

  公式ページ：　http://sigir.org/

大陸別SIGIR開催回数

大陸別開催回数(1978-2019)



北米とヨーロッパが多かったが，近年はアジア・オセアニア，南北アメリカ，ヨーロッパを順に回っている

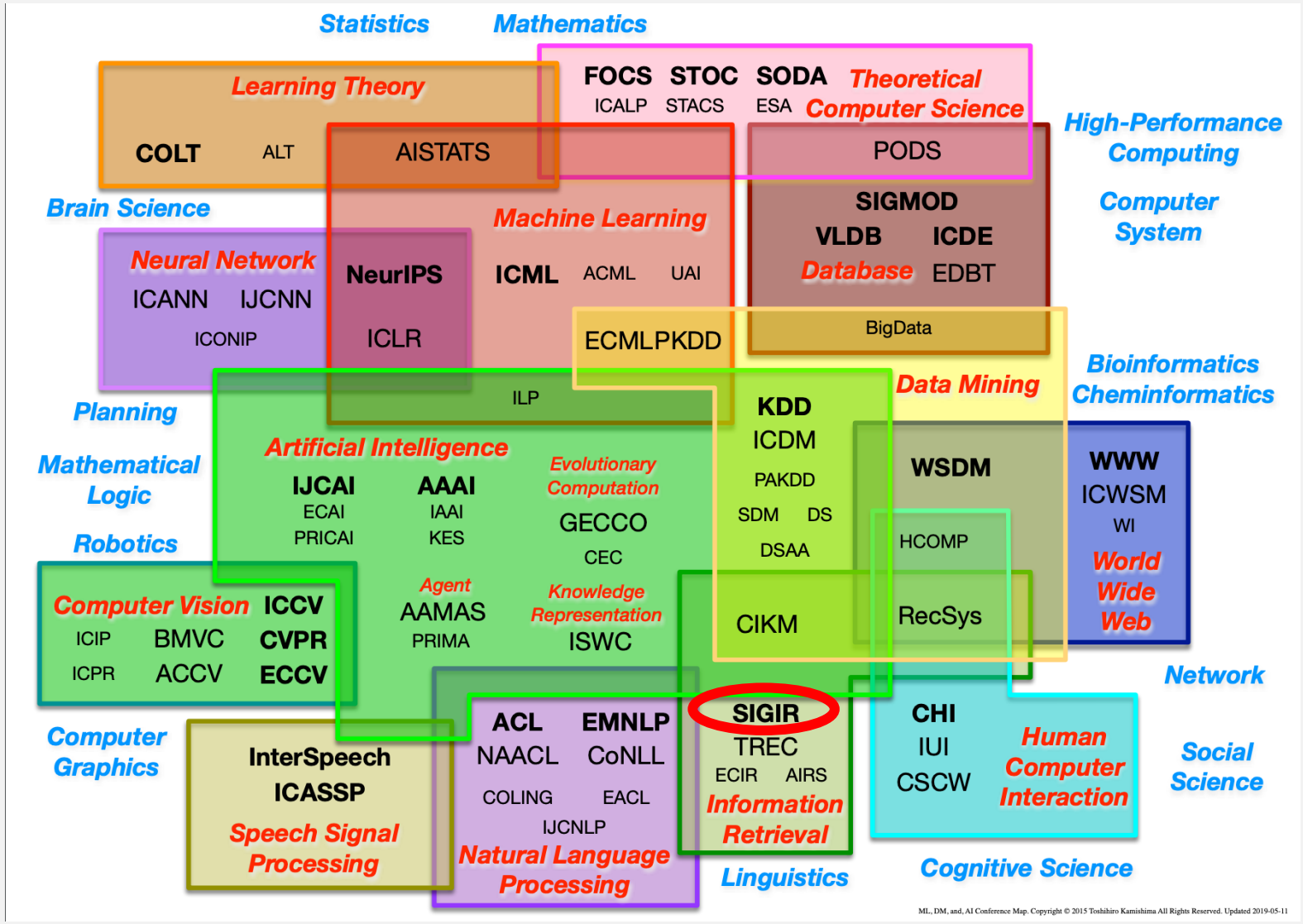
[SIGIRLOC] を元に作成

開催地(2014-2022)

年	開催地
2022	Madrid, Spain
2021	Montréal, Canada
2020	Xi'an(西安), China
2019	Paris, France
2018	Ann Arbor, Michigan, USA
2017	Tokyo, Japan
2016	Pisa, Italy
2015	Santiago de Chile, Chile
2014	Queensland, Australia

ただし，2020以降は2019年9月24日時点の予定

情報検索の周辺分野の国際会議



[Kamishima2019] ML, DM, and AI Conference Map. に追記

②SIGIR2019

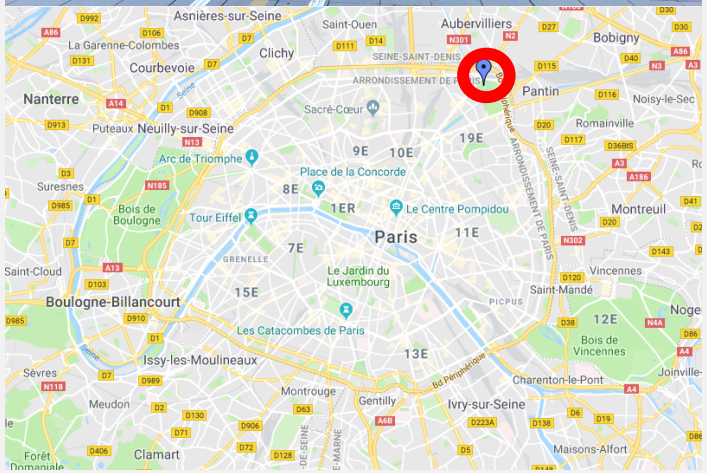
SIGIR2019

項目	SIGIR2019
回	42
会期	July 21-25 (5 days)
開催地	シテ科学産業博物館 (Paris, France)
参加者数(登録数)	1,025
フルペーパー	84/426 (採択率 19.7%)
ショートペーパー	108/443 (24.4%)
デモ	21/46 (45.7%)
チュートリアル	11*1
ワークショップ	8
SIRIP	基調講演2, 招待講演3, 一般9/12（75.0%）
TOIS(*2)	31(口頭発表12＋ポスター19)

*1: 13チュートリアルが採択され, 11チュートリアルに統合された.
*2: ACM Transactions on Information Systems (volume 36) の論文の紹介. SIGIR2017 から TOIS の論文の著者はACM SIGIRが後援する CHIIR, SIGIR, ICTIR のいずれかの国際会議で口頭発表を行えることになった.

[TOIS][SIGIR2019DL]pp.iii-iv.

シテ科学産業博物館
(Cité des Sciences et de l'Industrie)



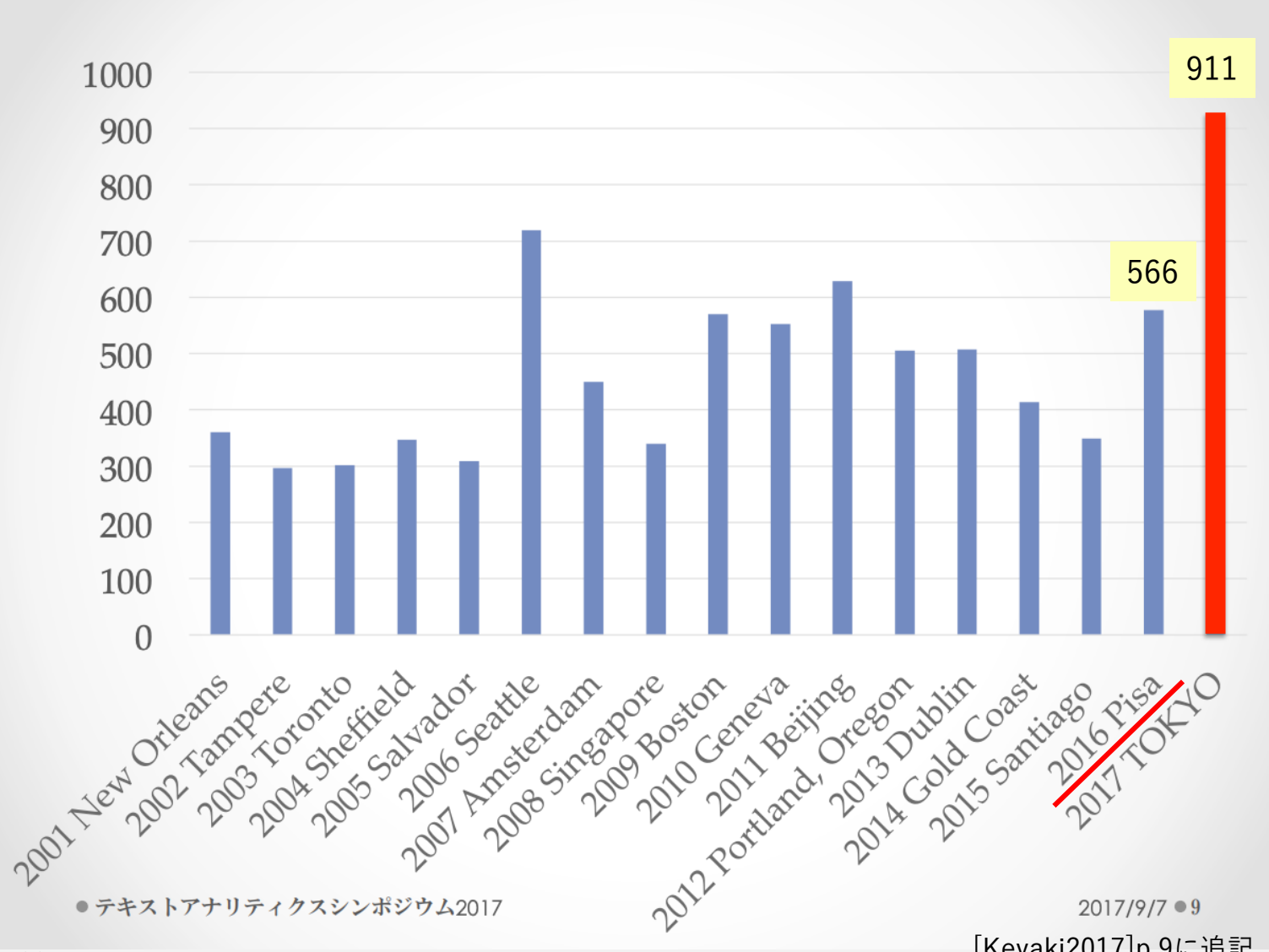
パリ北東部

SIGIR2016～2019 概要

項目	SIGIR2019	SIGIR2018	SIGIR2017	SIGIR2016
回	42	41	40	39
会期	July 21-25 (5 days)	July 8-12 (5 days)	Aug 7–11 (5 days)	July 17-21 (5 days)
開催地	Paris, France	Ann Arbor Michigan, USA	Tokyo, Japan	Pisa, Italy
参加者数(登録数)	1,025 (過去最多)	740	911	566
フルペーパー	84/426 (採択率 19.7%)	86/409 (21.0%)	78/362 (21.5%)	62/341 (18.1%)
ショートペーパー	108/443 (24.4%)	98/327 (30.0%)	121/398 (30.4%)	104/339 (30.7%)
デモ	21/46 (45.7%)	18/36 (50.0%)	17/36 (47.2%)	21/35 (60.0%)
チュートリアル	11	11	8	12
ワークショップ	8	10	8	7
SIRIP(Industry Track)	一般9/12 (75.0%)	一般9/16 (56.3%)	一般5	一般12

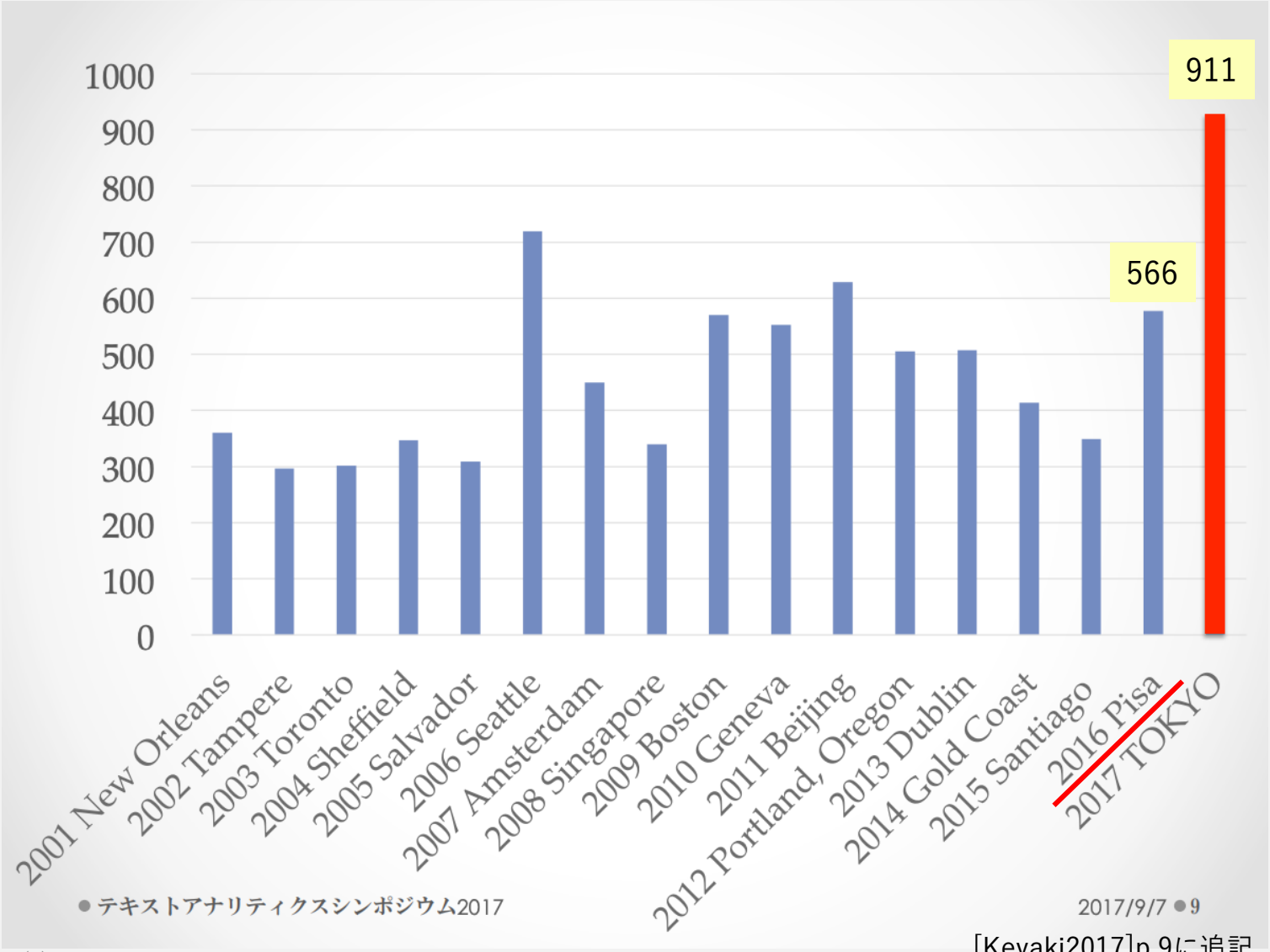
[SIGIR2019DL]pp.iii-iv [SIGIR2018DL]pp.iii-iv[SIGIR2017DL]p.iii [SIGIR2016DL]pp.v-vi を元に作成

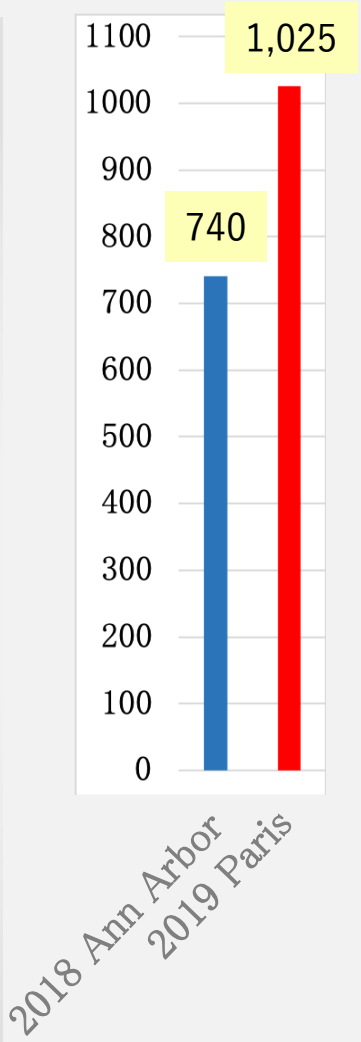
SIGIR参加者数の推移(2001～2017)



[Keyaki2017]p.9に追記.

SIGIR参加者数の推移(2001～2019)





[Keyaki2017]p.9に追記.

(SIGIR2019 Opening, SIGIR2018 Openingの情報を元に作成)

SIGIR2018 スポンサー企業

国	分類	企業	2018	2017	2016
米国	IT	Microsoft	○	○	○
		IBM	○	○	○
		Bloomberg	○		○
		Google	○	○	○
		Facebook	○	○	○
	小売/eコマース	ebay	○	○	○
		amazon	○	○	○
		wayfair	○		
		Home Depot	○		
中国	IT	Alibaba	○	○	
		Baidu	○	○	○
		Sogou	○	○	
		Byte Dance	○		
		kika	○		
	旅行(ライドシェア)	DiDi	○		
韓国	IT	NAVER	○	○	
スウェーデン	音楽	Spotify	○		

米国(開催国)は小売/eコマースの企業が増加

アジアのIT企業が増加中

[SIGIR2018DL] pp.xxxviii-xl,
[SIGIR2017DL] pp.xxxv-xxxvi,
[SIGIR2016DL] pp.xvii-xviiiを元に作成

SIGIR2019 スポンサー企業

国	分類	企業	2019	2018	2017	2016
米国	IT	Microsoft	○	○	○	○
		IBM	○	○	○	○
		Bloomberg	○	○		○
		Google	○	○	○	○
		Facebook	○	○	○	○
		Apple	○			
	小売/eコマース	ebay	○	○	○	○
		amazon	○	○	○	○
フランス	IT	Criteo AI Lab	○			
	メディア	Technicolor	○			
ドイツ	eコマース	Zalando	○			
スウェーデン	音楽	Spotify	○	○		
日本	IT, 小売/eコマース	Rakuten	○		○	
中国	IT	HUAWEI	○		○	○
韓国	IT	NAVER	○	○	○	
インド	IT	ShareChat	○			
オーストラリア	IT	Appen	○			○

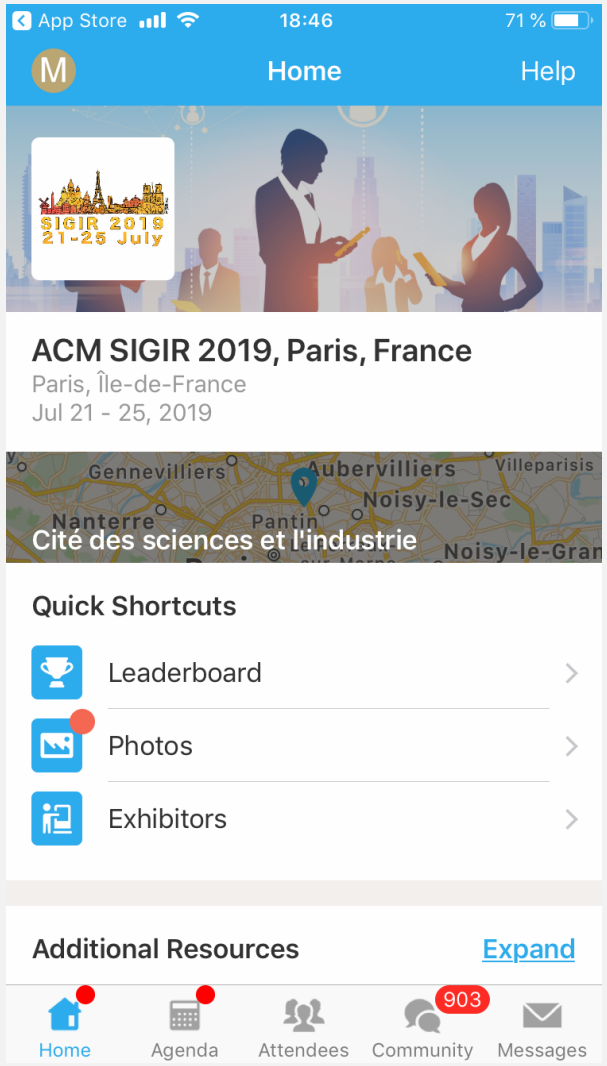
AppleがPlatinumで参加

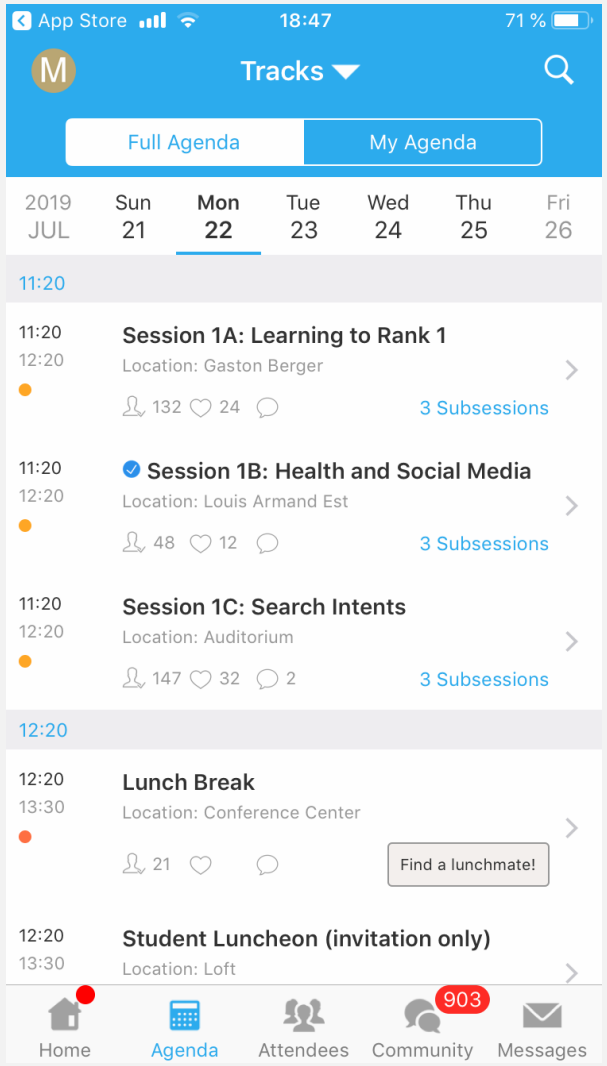
アジア(特に中国IT企業) 減少

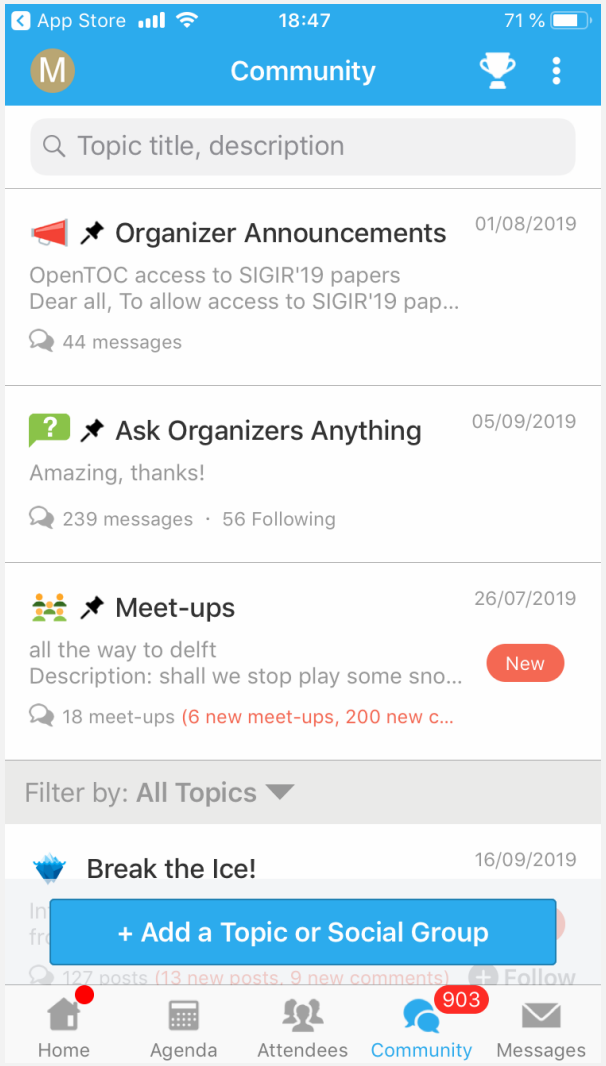
[SIGIR2019DL] pp.xlii-xlv,
[SIGIR2018DL] pp.xxxviii-xl,
[SIGIR2017DL] pp.xxxv-xxxvi,
[SIGIR2016DL] pp.xvii-xviiiを元に作成

SIGIR2019の主な変化（運営）（1/3）

Whova
（イベントアプリ）



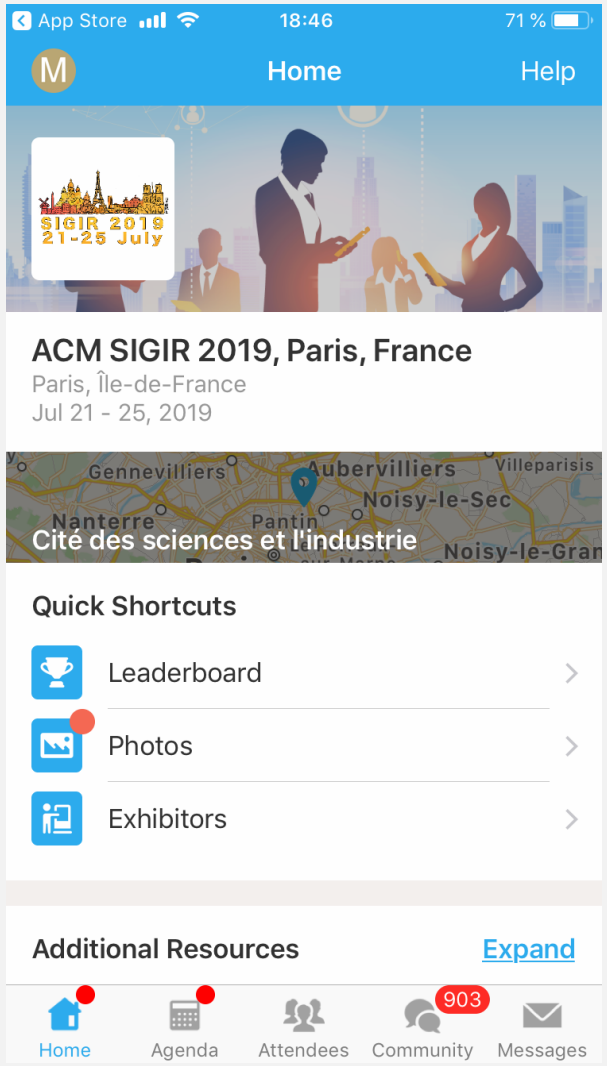


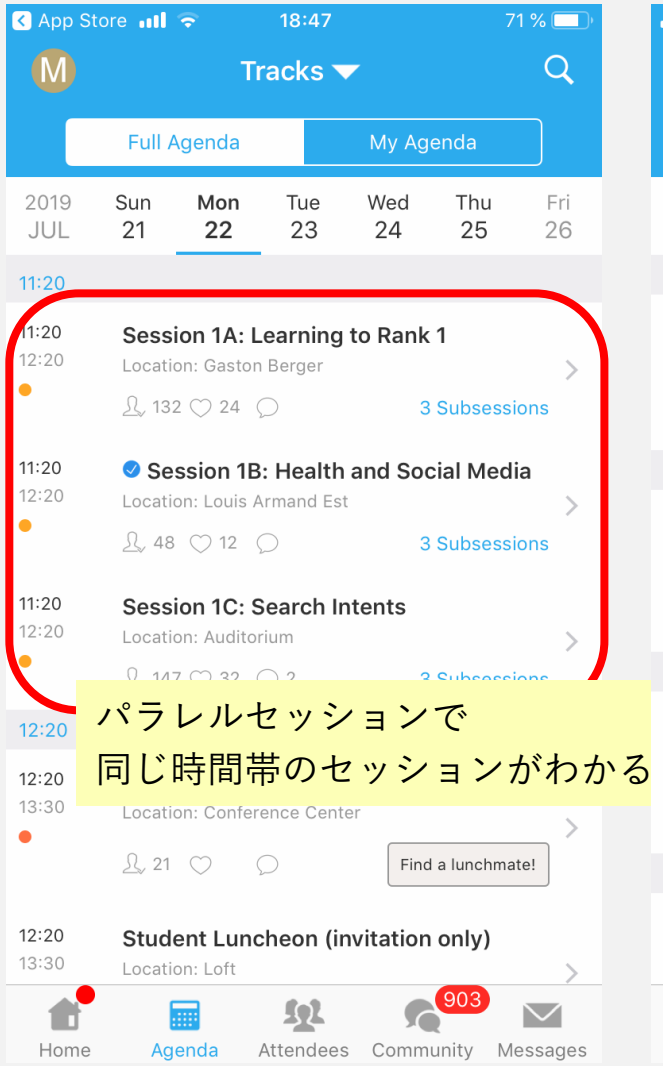


https://whova.com/

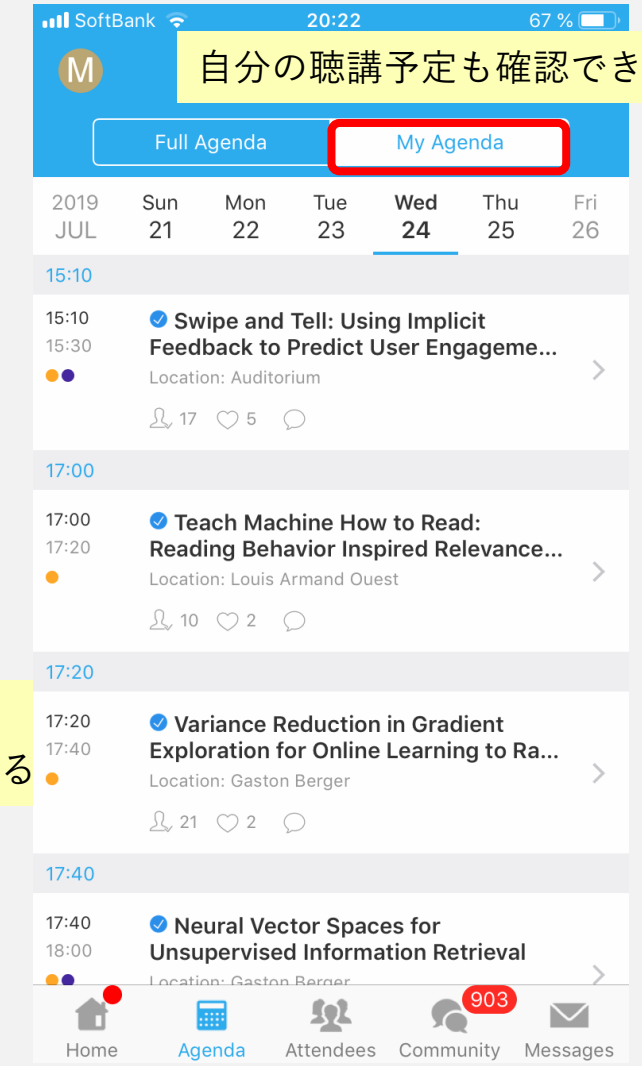
SIGIR2019の主な変化（運営）(2/3)

Whova
（イベントアプリ）





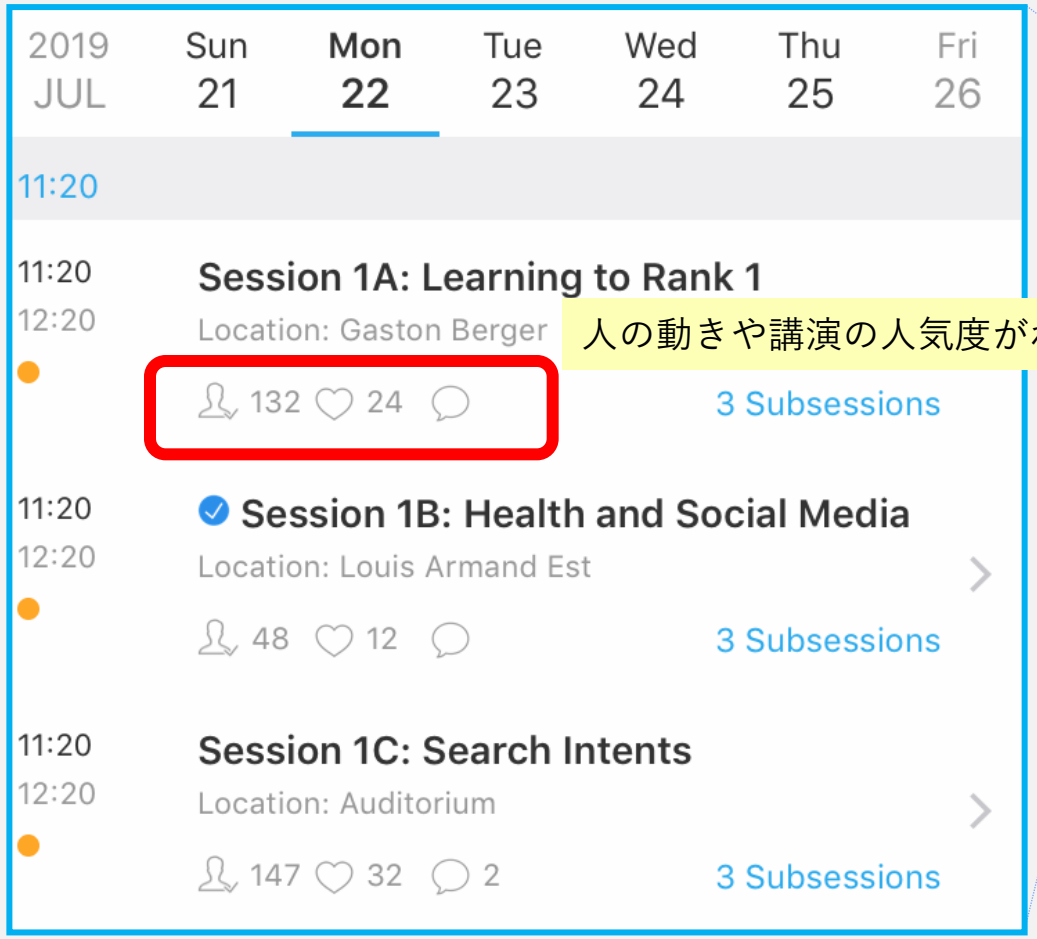
パラレルセッションで
同じ時間帯のセッションがわかる

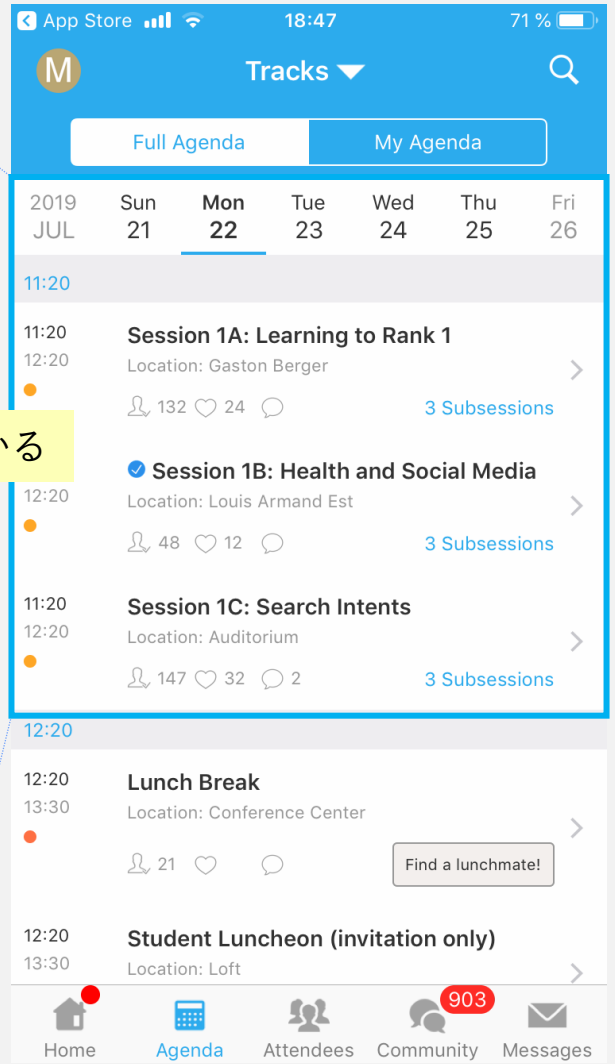


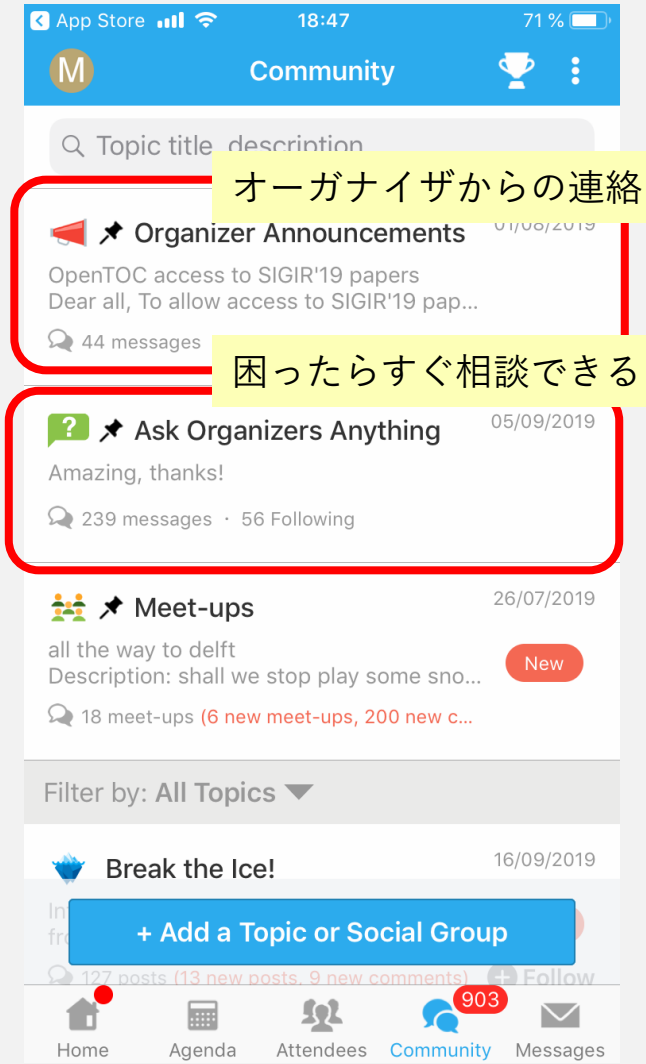
https://whova.com/

SIGIR2019の主な変化（運営）(3/3)

Whova

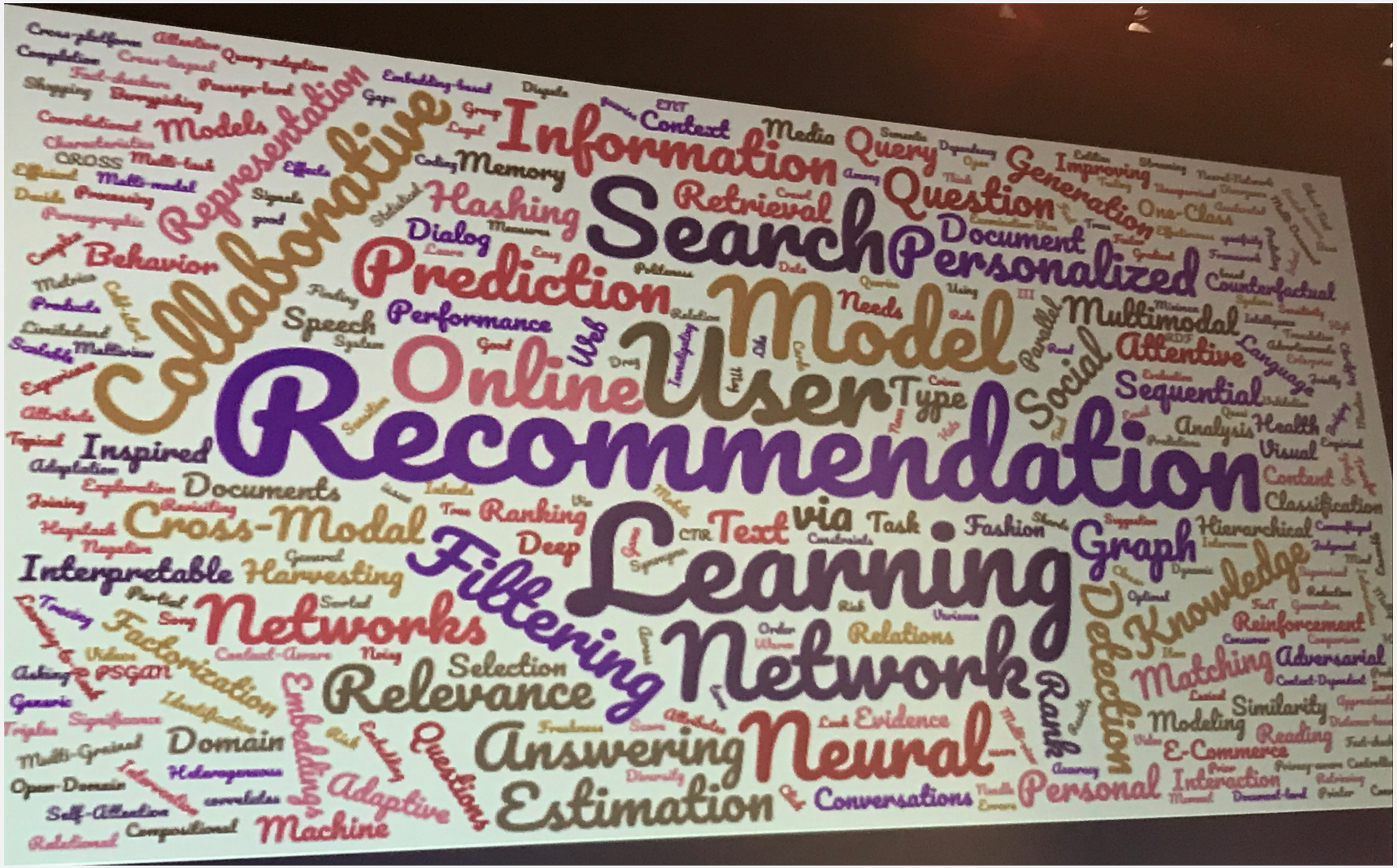






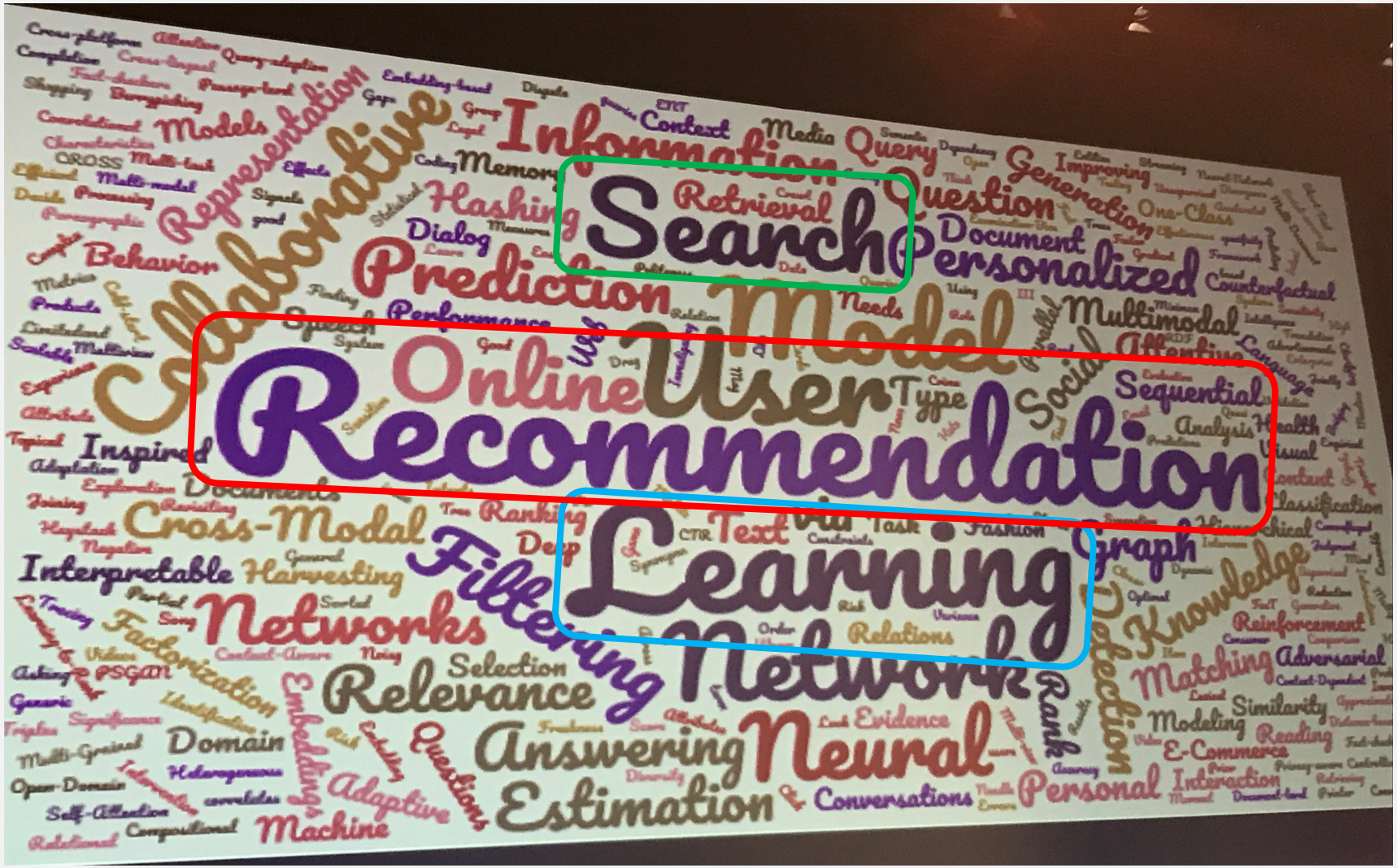
https://whova.com/

SIGIR2019 word cloud



(SIGIR2019 Opening)

SIGIR2019 word cloud

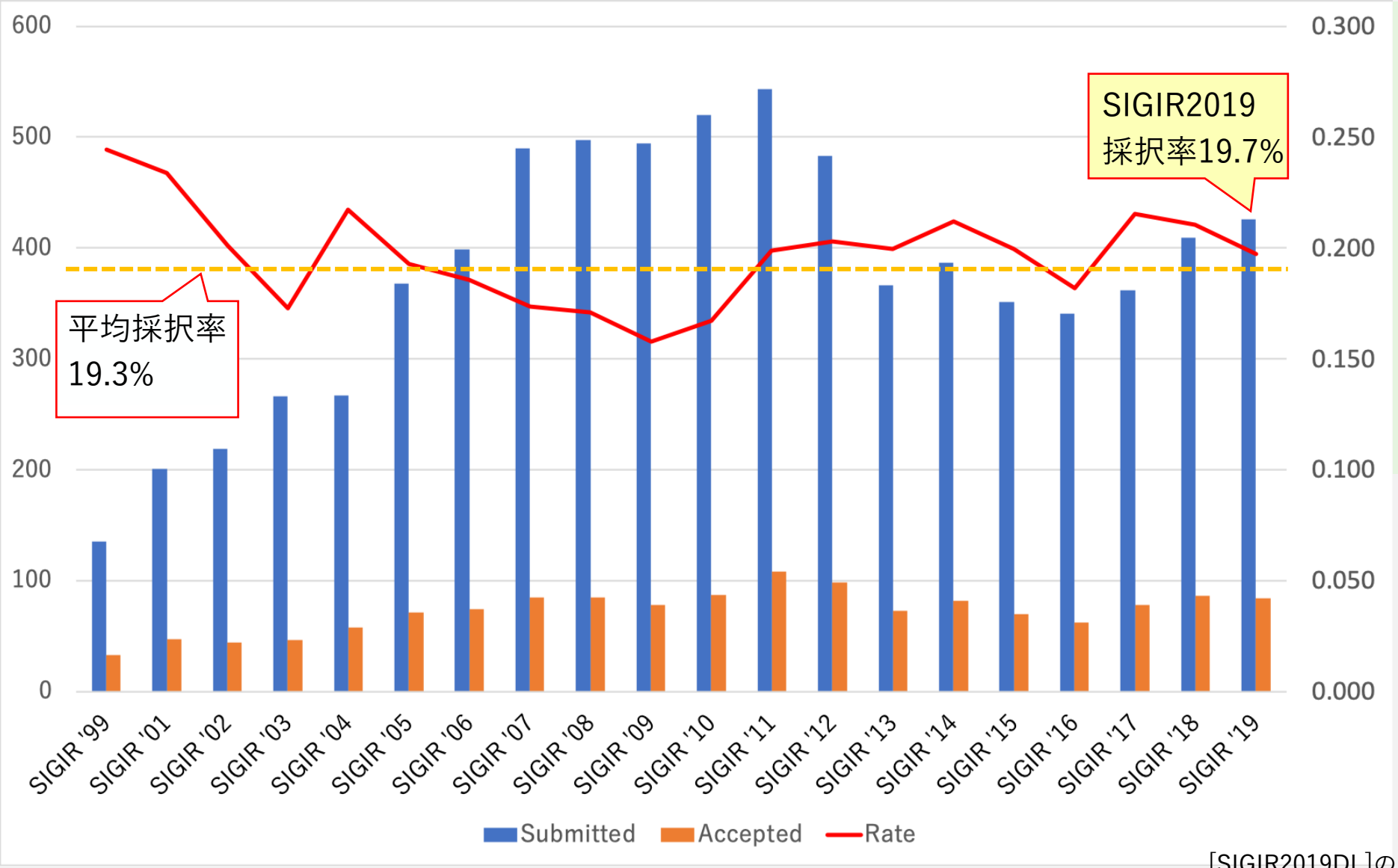


・ Search(検索)より Recommendation(推薦)や Learning(学習)等が目立つ

(SIGIR2019 Opening)

投稿・採択状況

フルペーパー投稿数,採択数,採択率の推移(SIGIR 1999～2019)

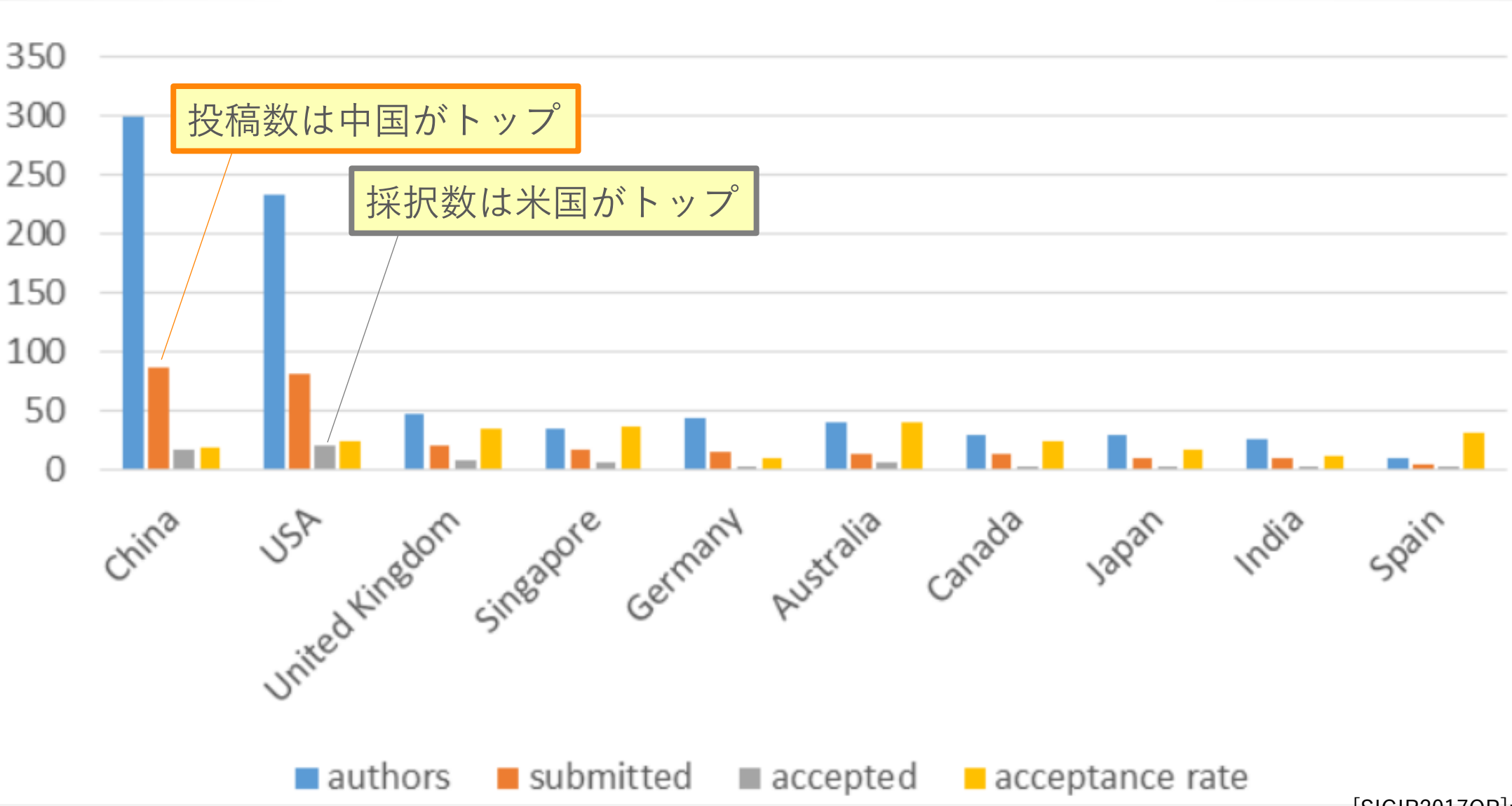


SIGIR2019

- 投稿　：426本
- 採択　：84本
- 採択率　：19.7%
- SIGIR平均採択率('99-'19): 19.3%

[SIGIR2019DL]のPublication, Acceptance Rateの表より作成.

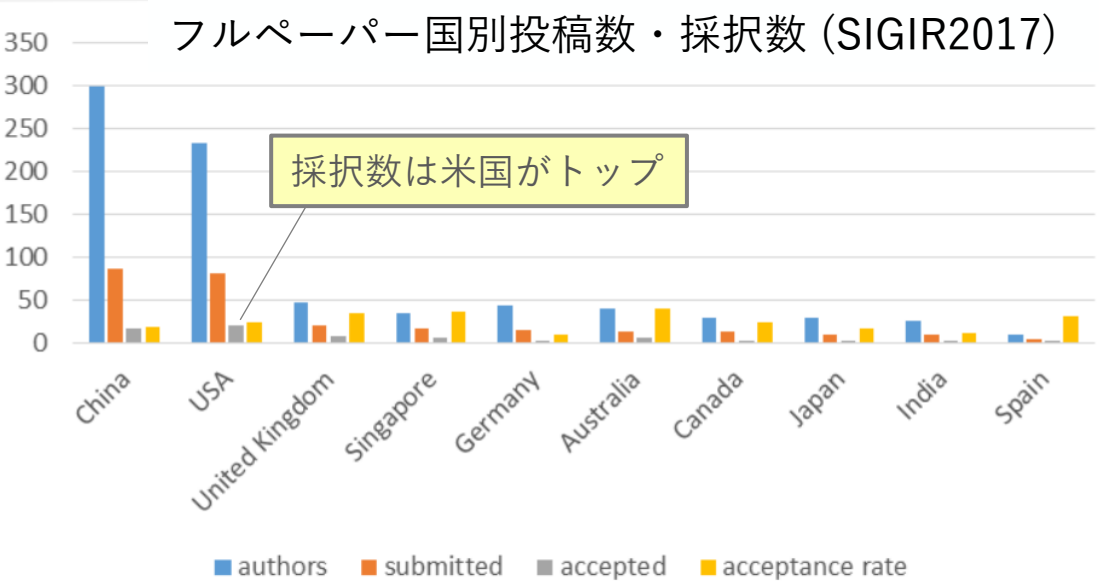
フルペーパー国別投稿数・採択数（SIGIR2017）



[SIGIR2017OP]p.6に追記

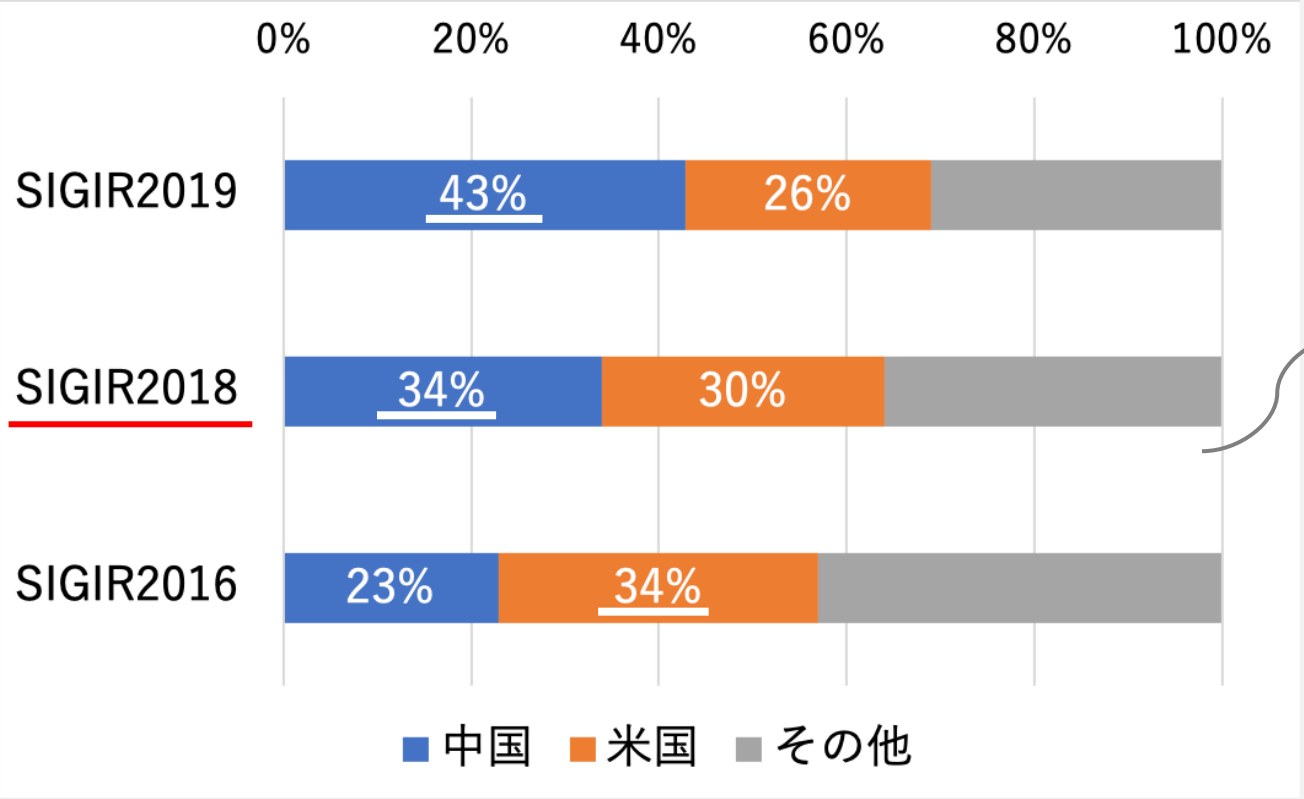
フルペーパー国別投稿数・採択数（SIGIR2017）

SIGIR2017
国別採択数
1位　米国
2位　中国



[SIGIR2017OP]p.6に追記

フルペーパーの国別採択数の分布（SIGIR2016～2019）

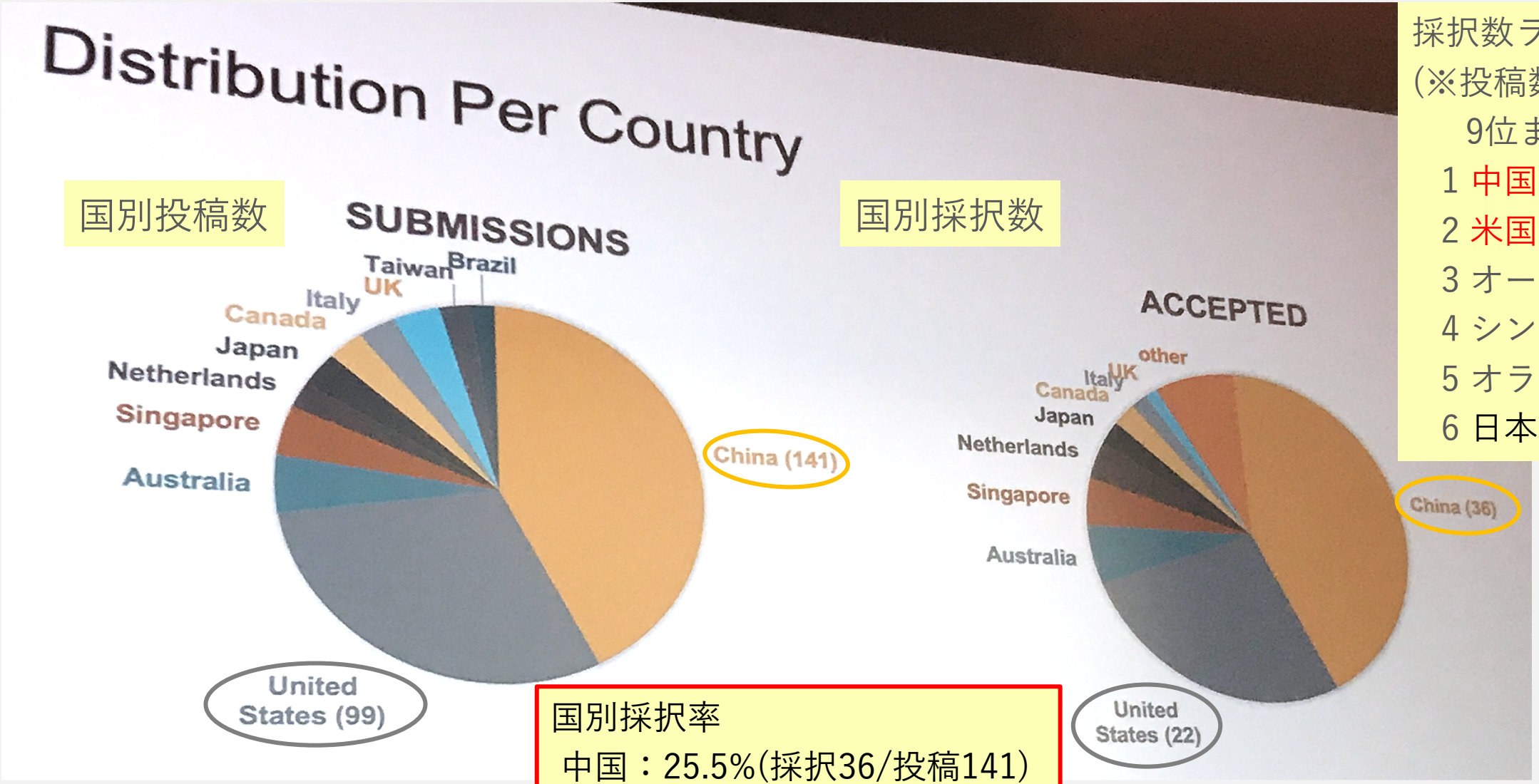


SIGIR2017
国別採択数
1位 米国
2位 中国

採択数はSIGIR2018から中国がトップ

[SIGIR2019DL]p.iii, [SIGIR2018DL]p.iii, [SIGIR2016DL]p.v より作成

フルペーパーの国別投稿数,採択数 (SIGIR2019)



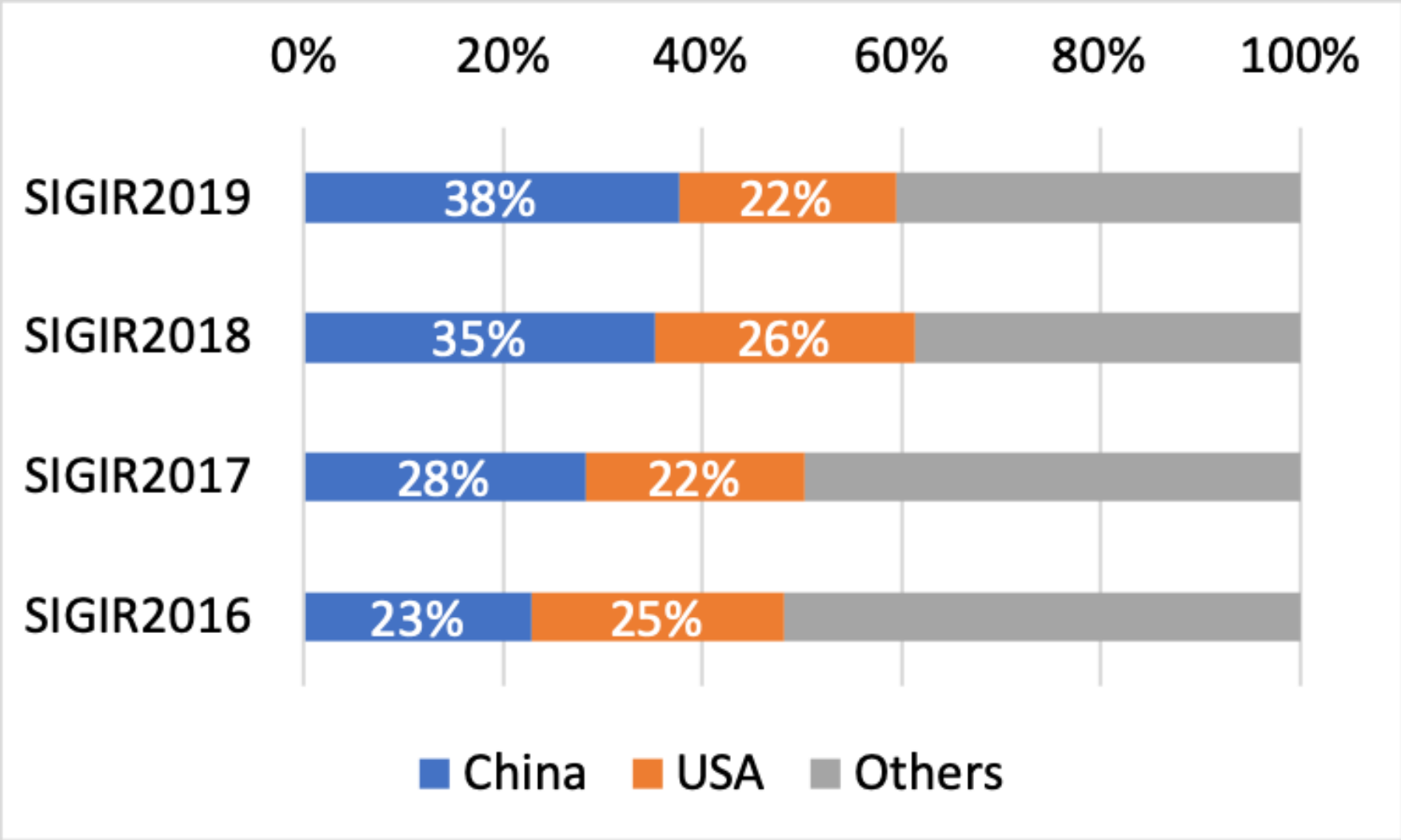
採択数ランキング
(※投稿数ランキングも
9位まで同じ)

1 中国
2 米国
3 オーストラリア
4 シンガポール
5 オランダ
6 日本

国別採択率
中国：25.5%(採択36/投稿141)
米国：22.2%(採択22/投稿99)

(SIGIR2019 Opening) に追記

フルペーパーの投稿論文の著者の国別分布（SIGIR2016-2019）



①中国　②米国

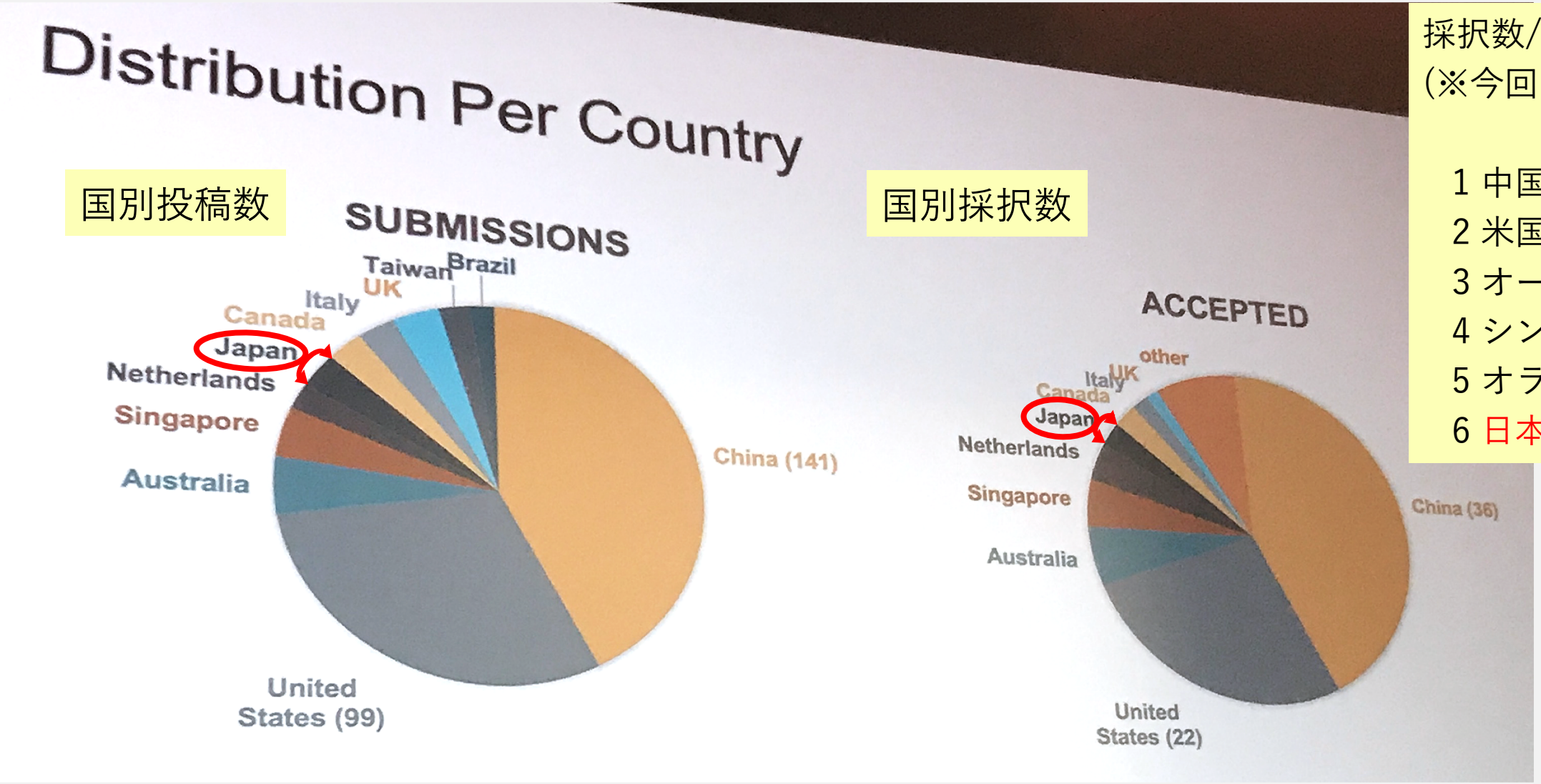
①中国　②米国

①中国　②米国

①米国　②中国

[SIGIR2019DL]p.iii,[SIGIR2018DL]p.iii,[SIGIR2017DL]p.iii,[SIGIR2016DL]p.v を元に作成.
(訂正)予稿 図4のキャプションは正しくは「フルペーパーの投稿論文の著者の国別分布（SIGIR'16-'19)」．脚注11も上記に訂正.

フルペーパーの国別投稿数,採択数 (SIGIR2019)



採択数/投稿数ランキング
(※今回は9位まで同じ)

1 中国
2 米国
3 オーストラリア
4 シンガポール
5 オランダ
6 日本

(SIGIR2019 Openingに追記)

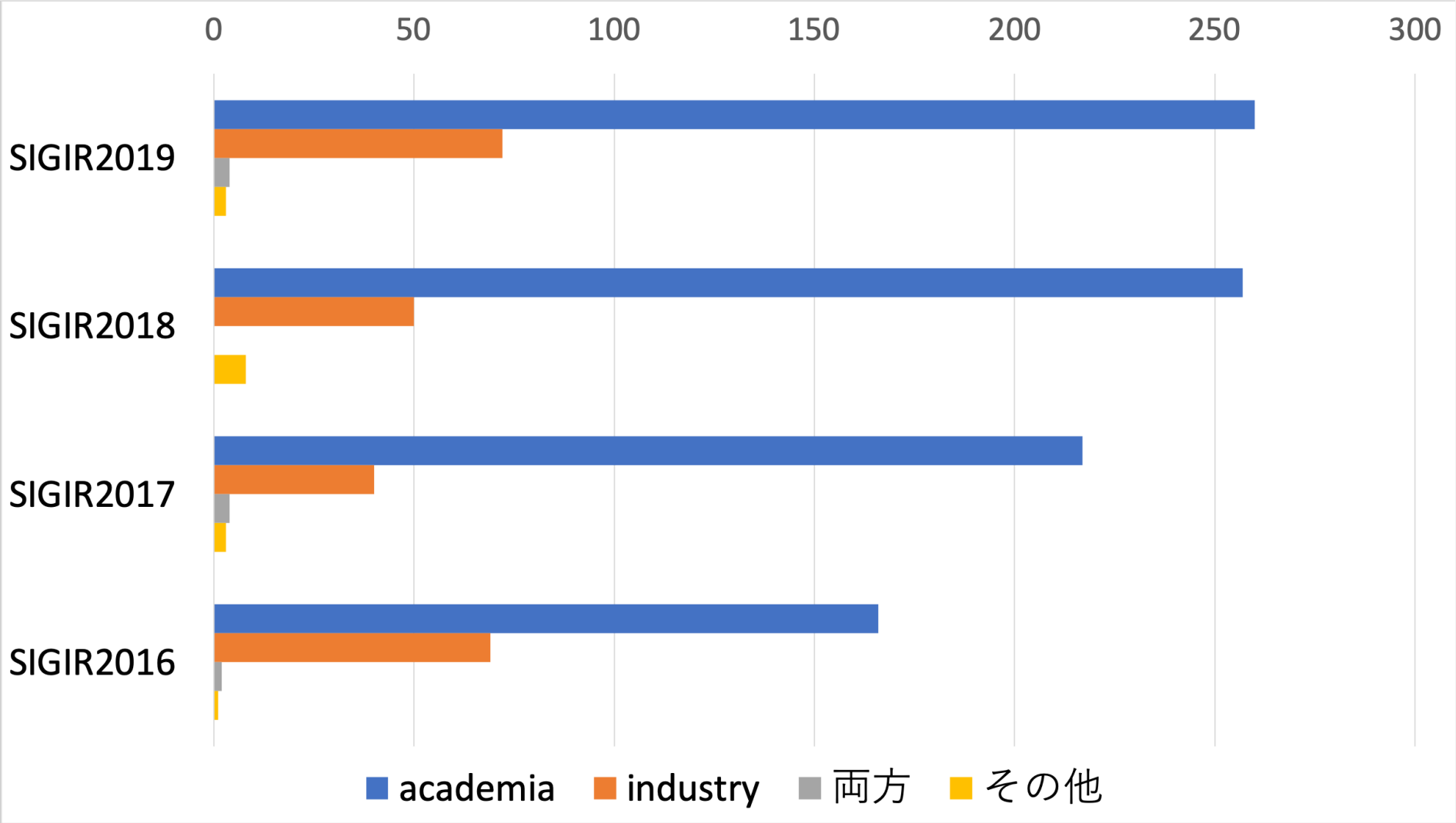
フルペーパー採択論文の著者例(日本人) (SIGIR2016-2019)

会議	セッション	著者(*: 筆頭)
SIGIR2019	1A: Learning to Rank 1	Kenta Takatsu (Cornell大)
	2C: Knowledge and Entities	Makoto P. Kato (筑波大) , Masatoshi Yoshikawa (京都大)
	7A: Relevance and Evaluation 1	Tetsuya Sakai*(早稲田大)
SIGIR2017	1A: Evaluation 1	Tetsuya Sakai* (早稲田大)
	4A: Evaluation 2	Tetsuya Sakai (早稲田大)
	6B: Conversations and Question Answering	Sosuke Shiga*, Hideo Joho (筑波大)
SIGIR2016	1A: Evaluation I	Tetsuya Sakai* (早稲田大)
	5B: Novelty and Diversity	Tetsuya Sakai (早稲田大)

調査方法：SIGIR2019 については著者名から日本人らしいと主観で判断した人名を選んだ. 他の回について網羅的な調査はしていない.
また，TOIS (ACM Transactions on Information Systems) のジャーナル論文の著者は含めていない.

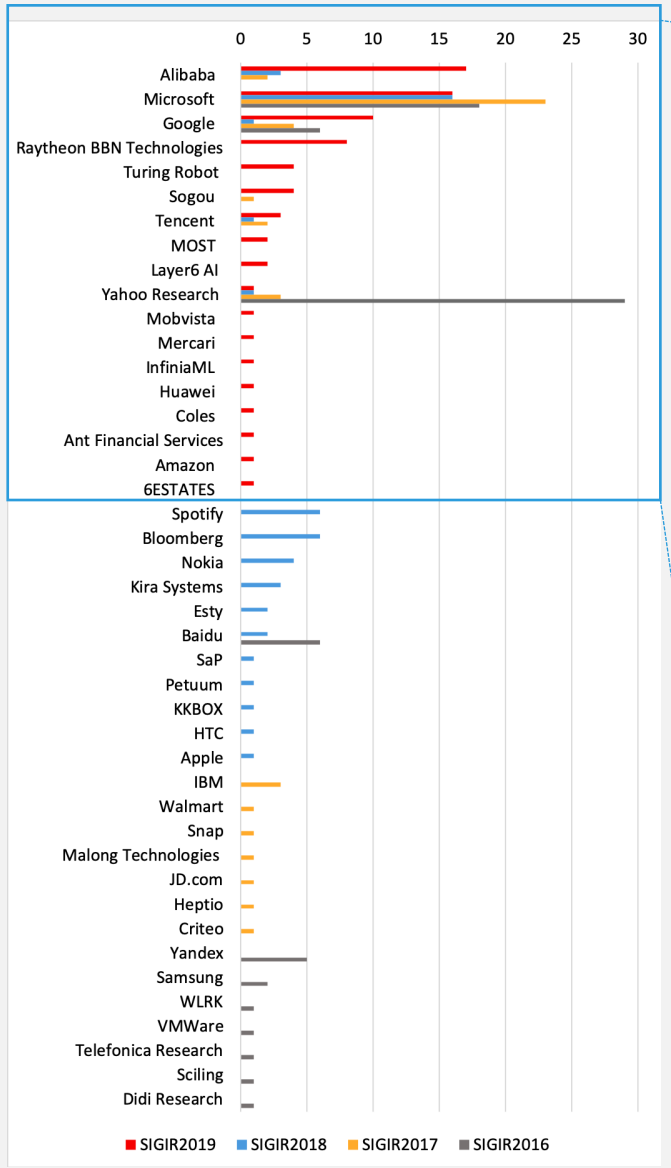
[SIGIR2016HP][SIGIR2017HP][SIGIR2019HP]

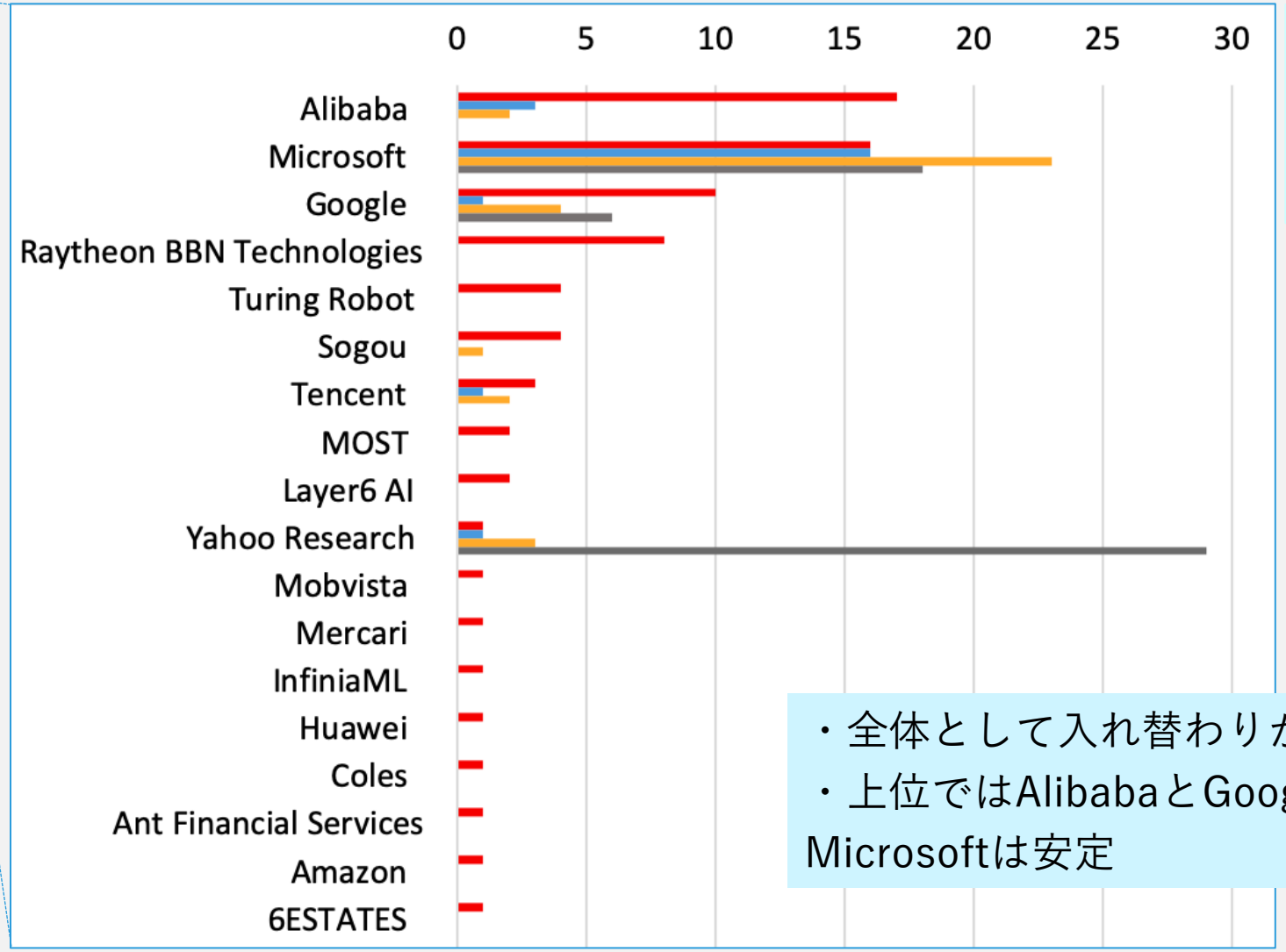
フルペーパーの所属グループ別著者数 (SIGIR2016～2019)



[SIGIR2018AC] のfull paperの著者の所属, [SIGIR2019HP], [SIGIR2017HP], [SIGIR2016HP] のプログラムの著者の所属を元に分類.

フルペーパーの企業別著者数(SIGIR2016～2019)





・全体として入れ替わりが激しい
・上位ではAlibabaとGoogleが増加、Microsoftは安定

[SIGIR2018AC], [SIGIR2019HP], [SIGIR2017HP], [SIGIR2016HP]の著者の所属を元に作成.

トラック

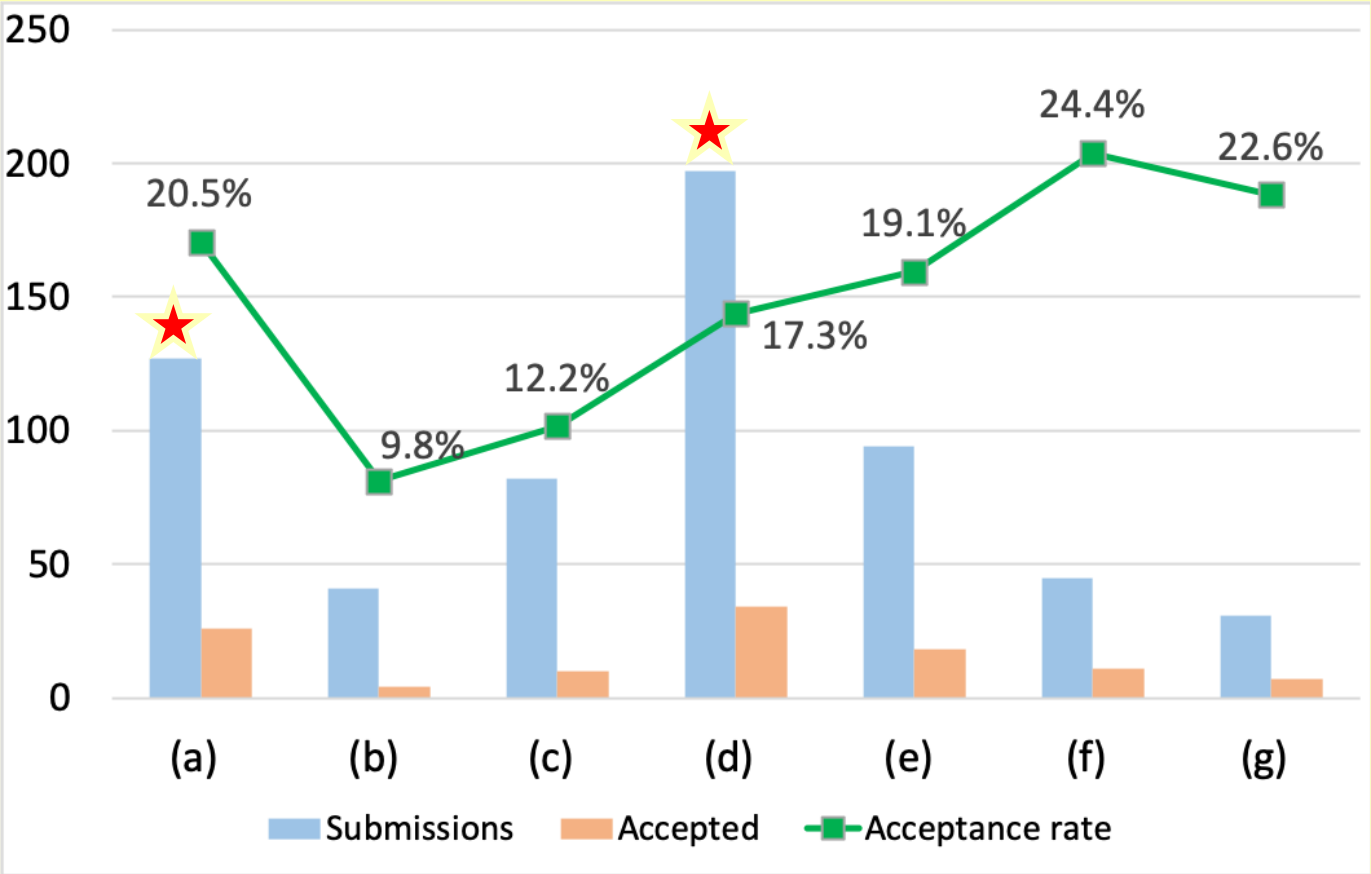
トラックと投稿・選考の関係 (SIGIR2019-2018)

回	投稿	選考
SIGIR2019	関連トラックを1-2選択	全体 (トラック横断)
SIGIR2018	トラック別	トラック別

[SIGIR2019HP] [SIGIR2018HP]

トラック別投稿・採択状況(SIGIR2019)

トラック
(a) Search and Ranking
(b) Future Directions
(c) Domain-Specific Applications
(d) Content Analysis, Recommendation and Classification
(e) Artificial Intelligence, Semantics, and Dialog
(f) Human Factors and Interfaces
(g) Evaluation



投稿数の多かったトラック：
①(d) コンテンツ分析, 推薦, 分類
②(a) 検索とランキング

(注意) SIGIR2019は1-2Trackを選択して投稿, Track横断で選考.

[SIGIR2019DL]p.iiiを元に作成

トラック別投稿数(SIGIR2018～2019)

SIGIR2019		SIGIR2018
トラック	採択/投稿数(採択率)	関連トラック
(a) Search and Ranking	26/127(0.20)	Search and Ranking (Core IR)
(b) Future Directions	4/41(0.10)	Foundations and Future Directions
(c) Domain-Specific Applications	10/82(0.12)	Domain-Specific Applications
(d) Content Analysis, Recommendation and Classification	34/197(0.17)	Content Recommendation, Analysis and Classification
(e) Artificial Intelligence, Semantics, and Dialog	18/94(0.19)	Artificial Intelligence, Semantics, and Dialog
(f) Human Factors and Interfaces	11/45(0.24)	Human Factors and Interfaces
(g) Evaluation	7/31(0.23)	-

投稿数の多かったトラック：
①(d) コンテンツ分析, 推薦, 分類
②(a) 検索とランキング

投稿数の多かったトラック：
①(d) コンテンツ推薦, 分析, 分類

(注意)
・SIGIR2019は1-2Trackを選択して投稿, Track横断で選考.
・SIGIR2018はTrack別に投稿＆選考.

[SIGIR2019DL]p.iii, [SIGIR2018DL] p.iii-iv

トラック別投稿数(SIGIR2018～2019)

SIGIR2019		SIGIR2018
トラック	採択/投稿数(採択率)	関連トラック
(a) Search and Ranking	26/127(0.20)	Search and Ranking (Core IR)
(b) Future Directions	4/41(0.10)	Foundations and Future Directions
(c) Domain-Specific Applications	10/82(0.12)	Domain-Specific Applications
(d) Content Analysis, Recommendation and Classification	34/197(0.17)	Content Recommendation, Analysis and Classification
(e) Artificial Intelligence, Semantics, and Dialog	18/94(0.19)	Artificial Intelligence, Semantics, and Dialog
(f) Human Factors and Interfaces	11/45(0.24)	Human Factors and Interfaces
(g) Evaluation	7/31(0.23)	-

投稿数の多かったトラック：
①(d) コンテンツ分析, 推薦, 分類
②(a) 検索とランキング

採択数の多かったトラック：
①(d) コンテンツ分析, 推薦, 分類
②(a) 検索とランキング

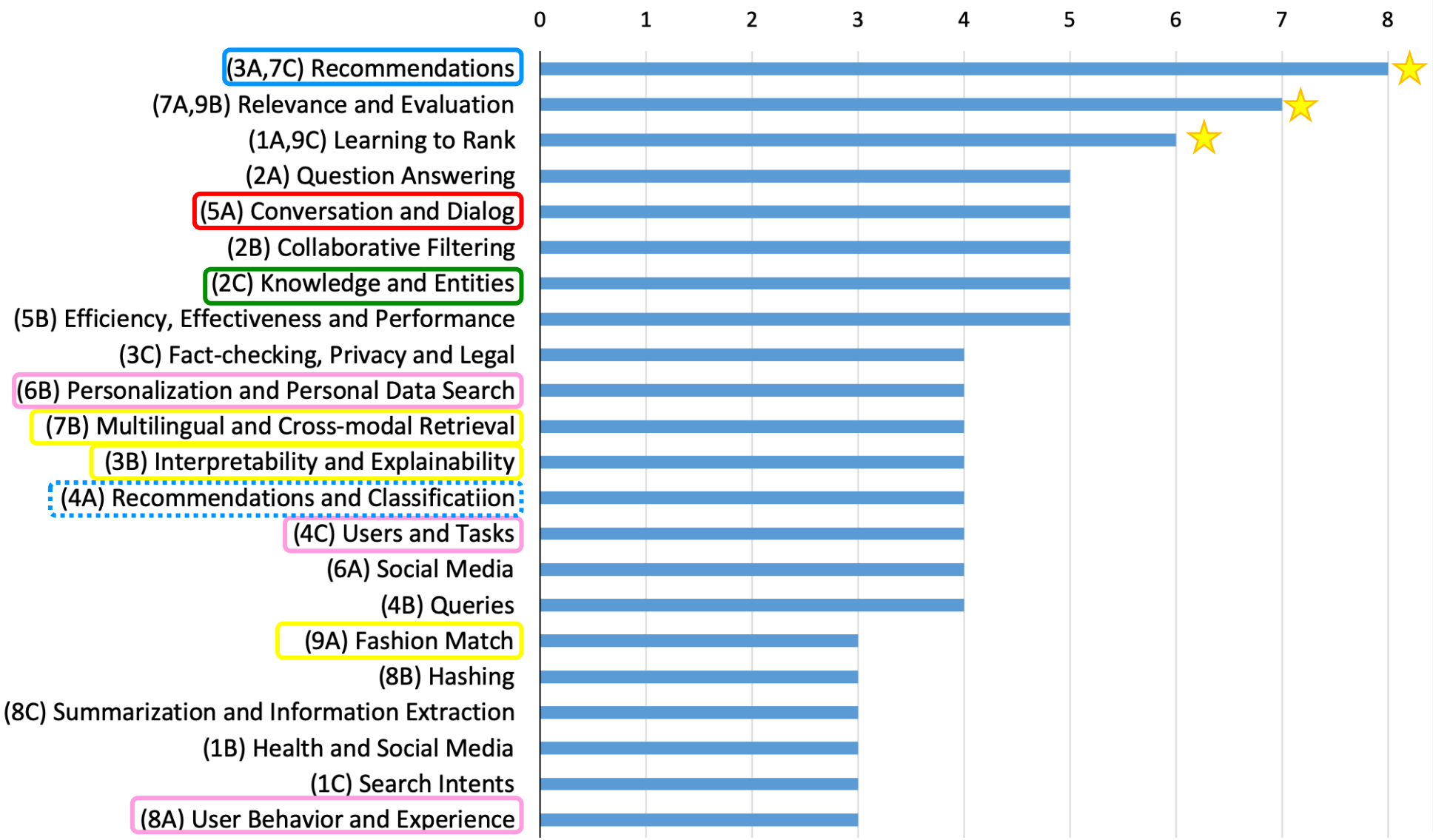
投稿数の多かったトラック：
①(d) コンテンツ推薦, 分析, 分類

採択数の多かったトラック：
①(c) 特定分野の応用
②(f) Human Factors とインターフェイス

[SIGIR2019DL]p.iii, [SIGIR2018DL] p.iii-iv

セッション

SIGIR2019 セッション別論文数



分類

- 推薦(青色)
- 対話(赤色)
- セマンティック関連(緑色)
- ユーザより(ピンク色)

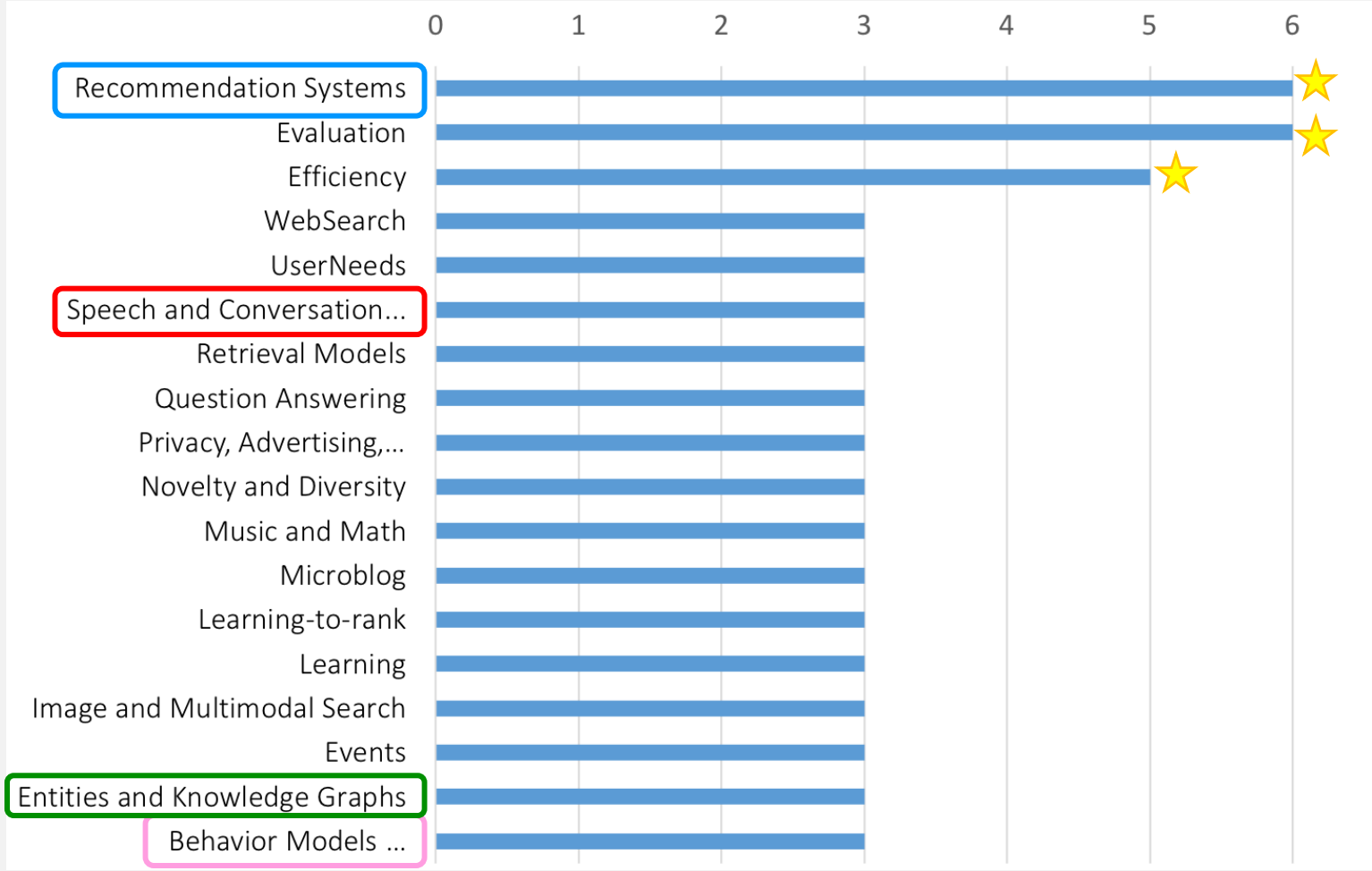
論文数が多いセッション ★

- (3A,7C) 推薦
- (7A,9B) 適合性と評価
- (1A,9C) ランキング学習

新しいセッション

- (3B) 解釈性と説明性
- (7B) 多言語とクロスモーダル検索
- (9A) ファッションマッチ

SIGIR2016 セッション別発表論文数



分類

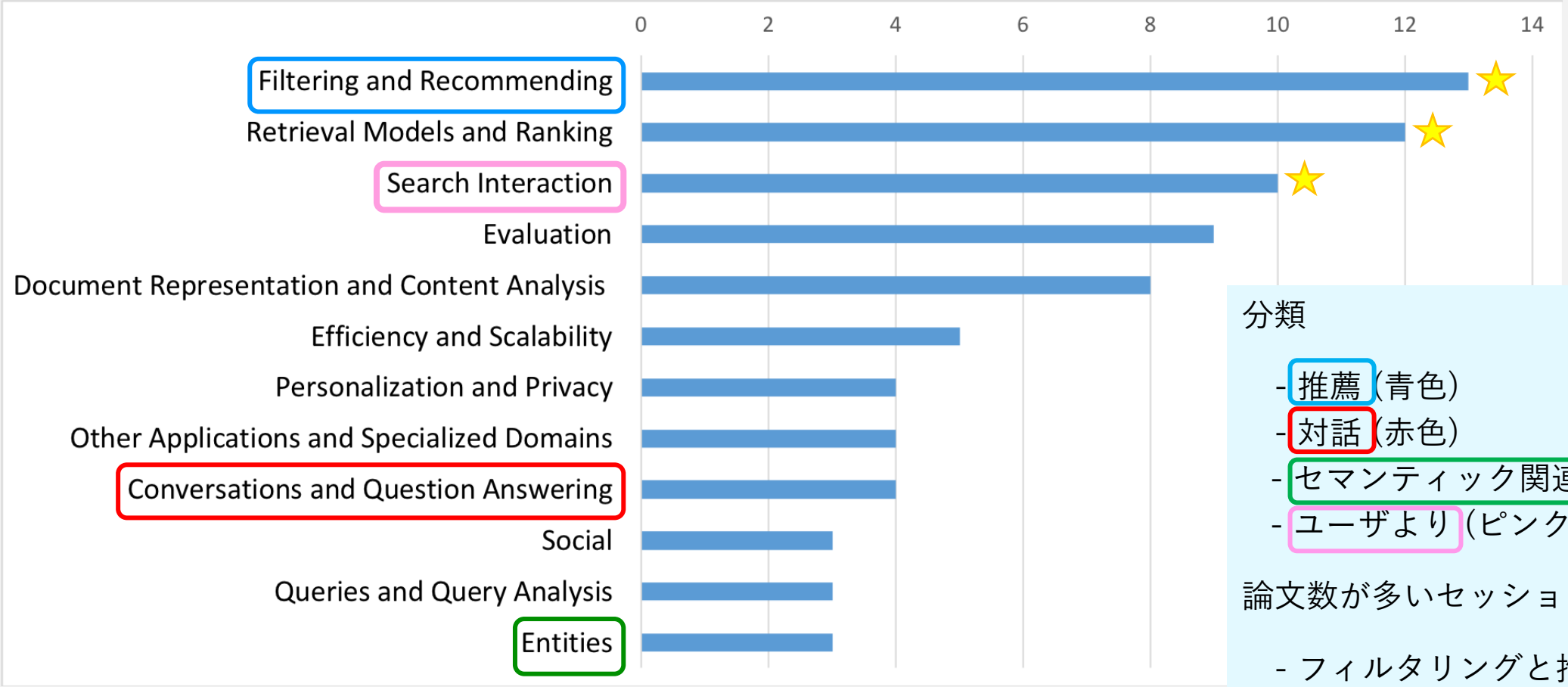
- 推薦(青色)
- 対話(赤色)
- セマンティック関連(緑色)
- ユーザより(ピンク色)

論文数が多いセッション☆

- 推薦
- 評価
- 効率

[Nomoto2018HO]p.27

SIGIR2017 セッション別発表論文数



分類

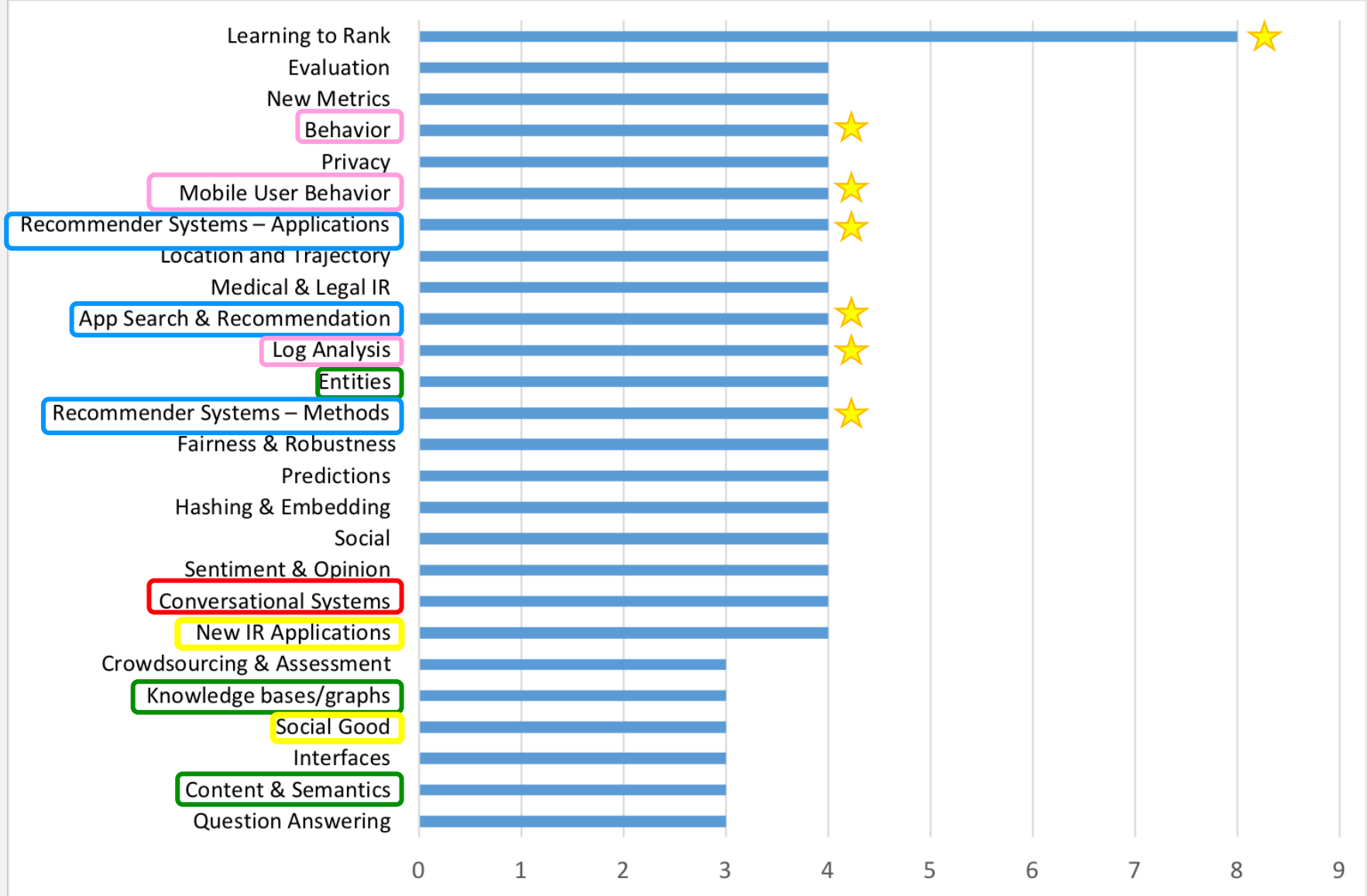
- 推薦(青色)
- 対話(赤色)
- セマンティック関連(緑色)
- ユーザより(ピンク色)

論文数が多いセッション★

- フィルタリングと推薦
- 検索モデルとランキング
- 検索のインタラクション

[Nomoto2018HO]p.28

SIGIR2018 セッション別発表論文数



分類

- 推薦(青色)
- 対話(赤色)
- セマンティック関連(緑色)
- ユーザより(ピンク色)

論文数が多いセッション ★

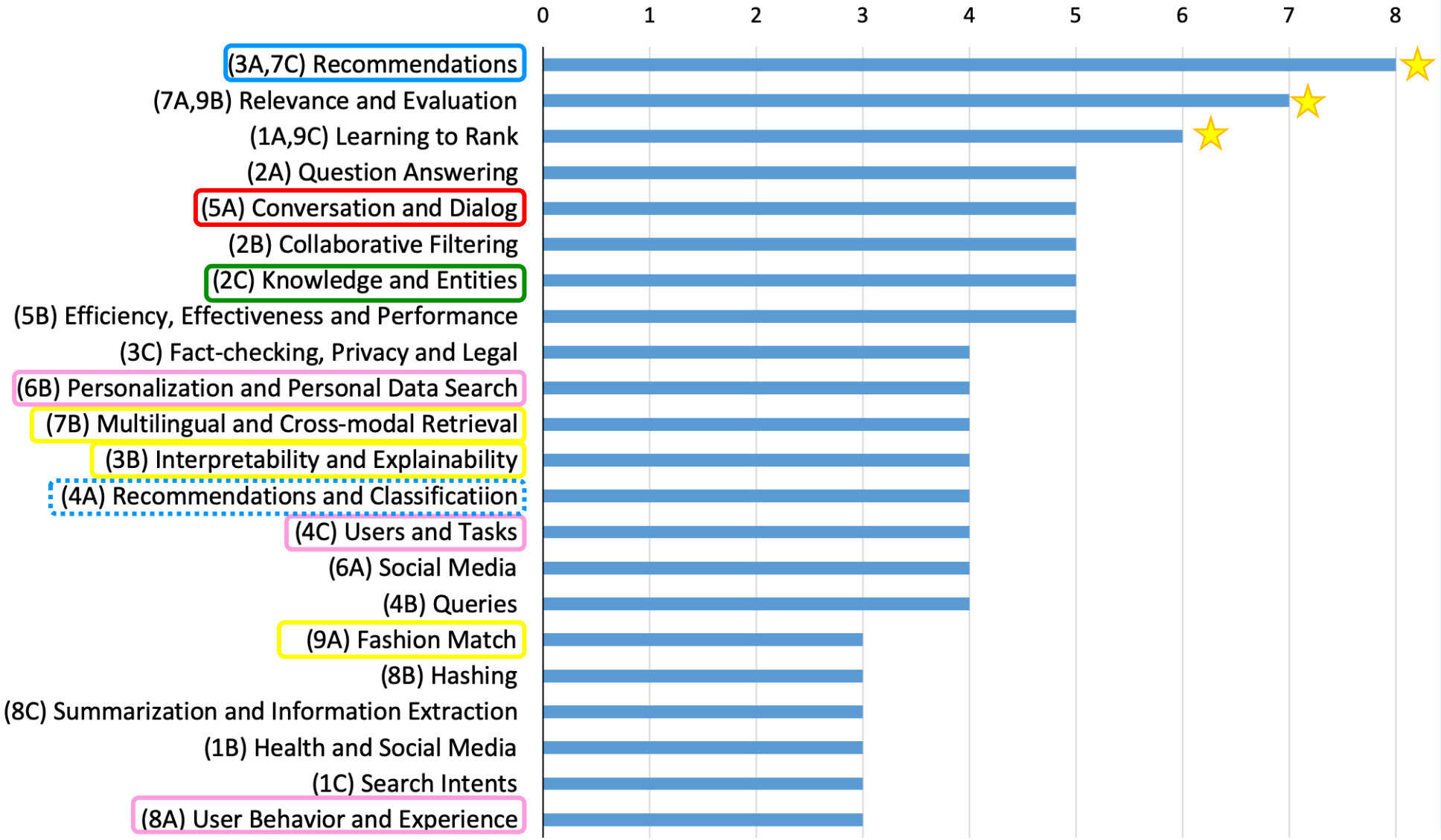
- ランキング学習
- ユーザの行動の分析関連
- 推薦関連

新しいセッション

- New IR Application
- Social Good 等

[Nomoto2018HO]p.29に追記

SIGIR2019 セッション別論文数



分類

- 推薦(青色)
- 対話(赤色)
- セマンティック関連(緑色)
- ユーザより(ピンク色)

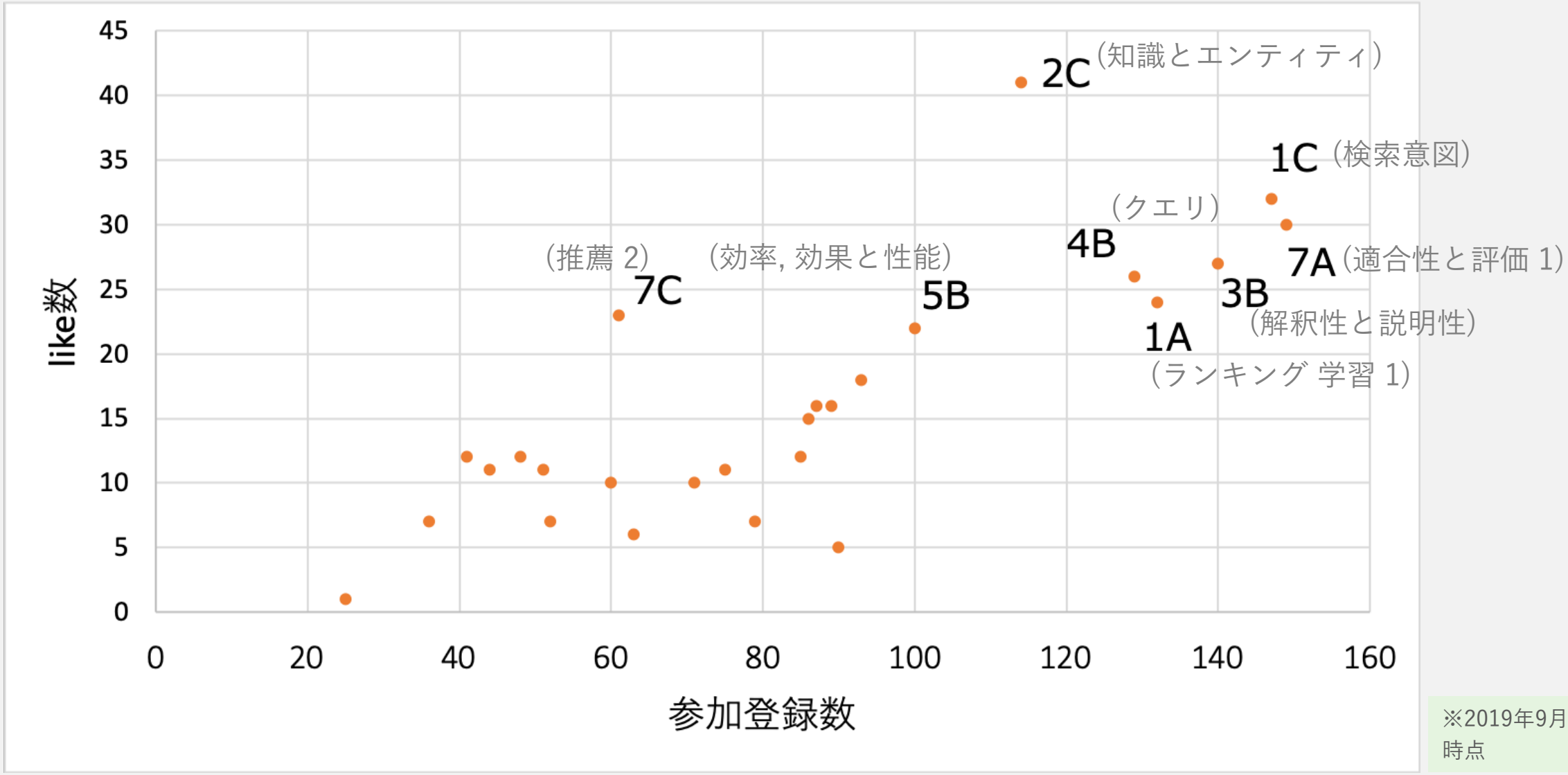
論文数が多いセッション ★

- (3A,7C) 推薦
- (7A,9B) 適合性と評価
- (1A,9C) ランキング学習

新しいセッション

- (3B) 解釈性と説明性
- (7B) 多言語とクロスモーダル検索
- (9A) ファッションマッチ

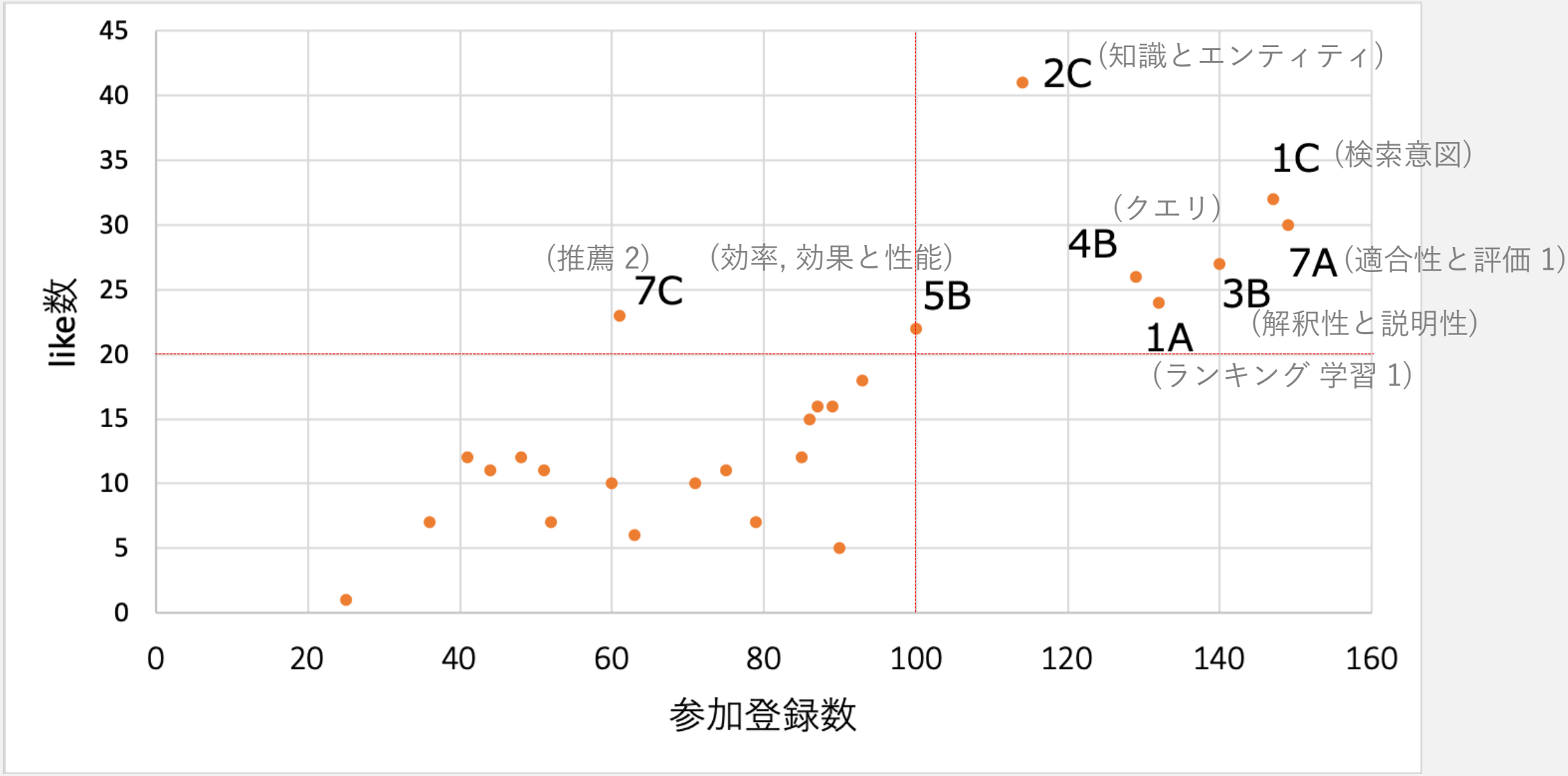
アプリ*1上の セッション別参加登録数・like数の分布(SIGIR'19)



※2019年9月23日時点

*1: Whova (https://whova.com/)

アプリ*1上の セッション別参加登録数・like数の分布(SIGIR'19)



*1: Whova (https://whova.com/)

ニューラルネット
に関する動向

ニューラルネットに関する動向(SIGIR2016)

SIGIR2016 基調講演

- Christopher Manning氏が深層学習のSIGIRへの浸透を予測

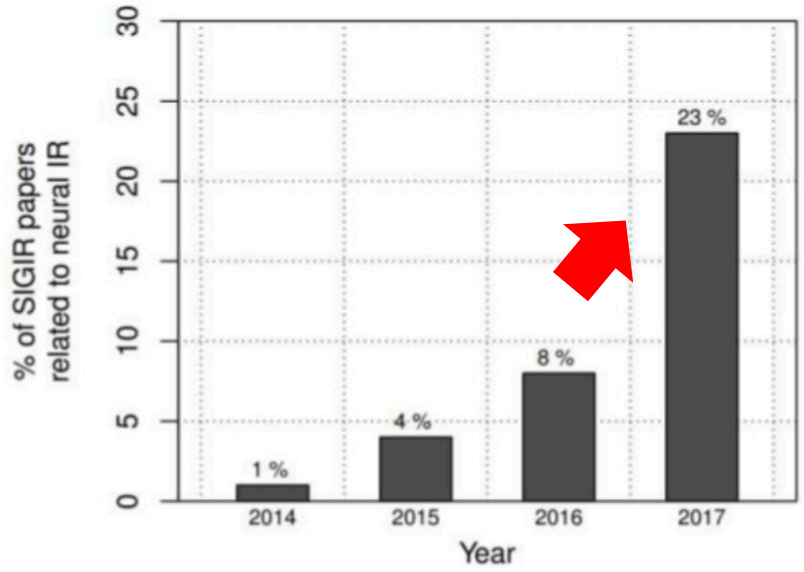
I'm certain that deep learning will come to dominate SIGIR over the next couple of years … just like speech, vision, and NLP before it.

[Manning2016] p.72, Final thoughts.

ニューラルネットに関する動向(SIGIR2017)

SIGIR2017 Neu-IR'17

・SIGIRの論文のうち約23%がNeural IR関連　「Neural Netsの年」



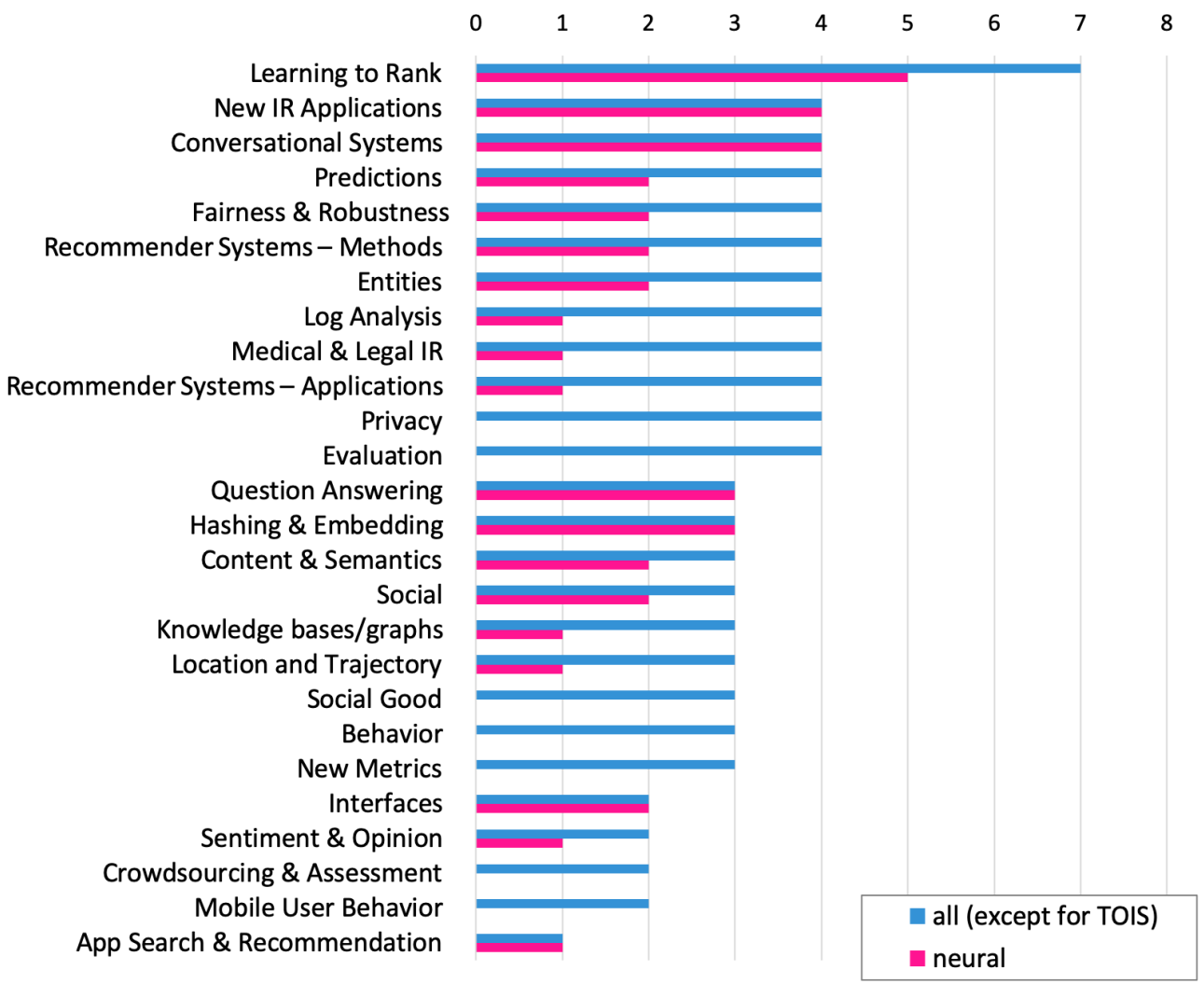
An Introduction to Neural Information Retrieval. Bhaskar Mitra and Nick Craswell, in Foundations and Trends® in Information Retrieval, Now Publishers, 2017 (under review).

From the IR zodiac:
The year of the Neural Nets

Almost 1 in 4 papers at this year's SIGIR was related to neural IR

[Mitra2017]p.3に追記

SIGIR2018 セッション別フルペーパー論文数とニューラルネット関連論文数



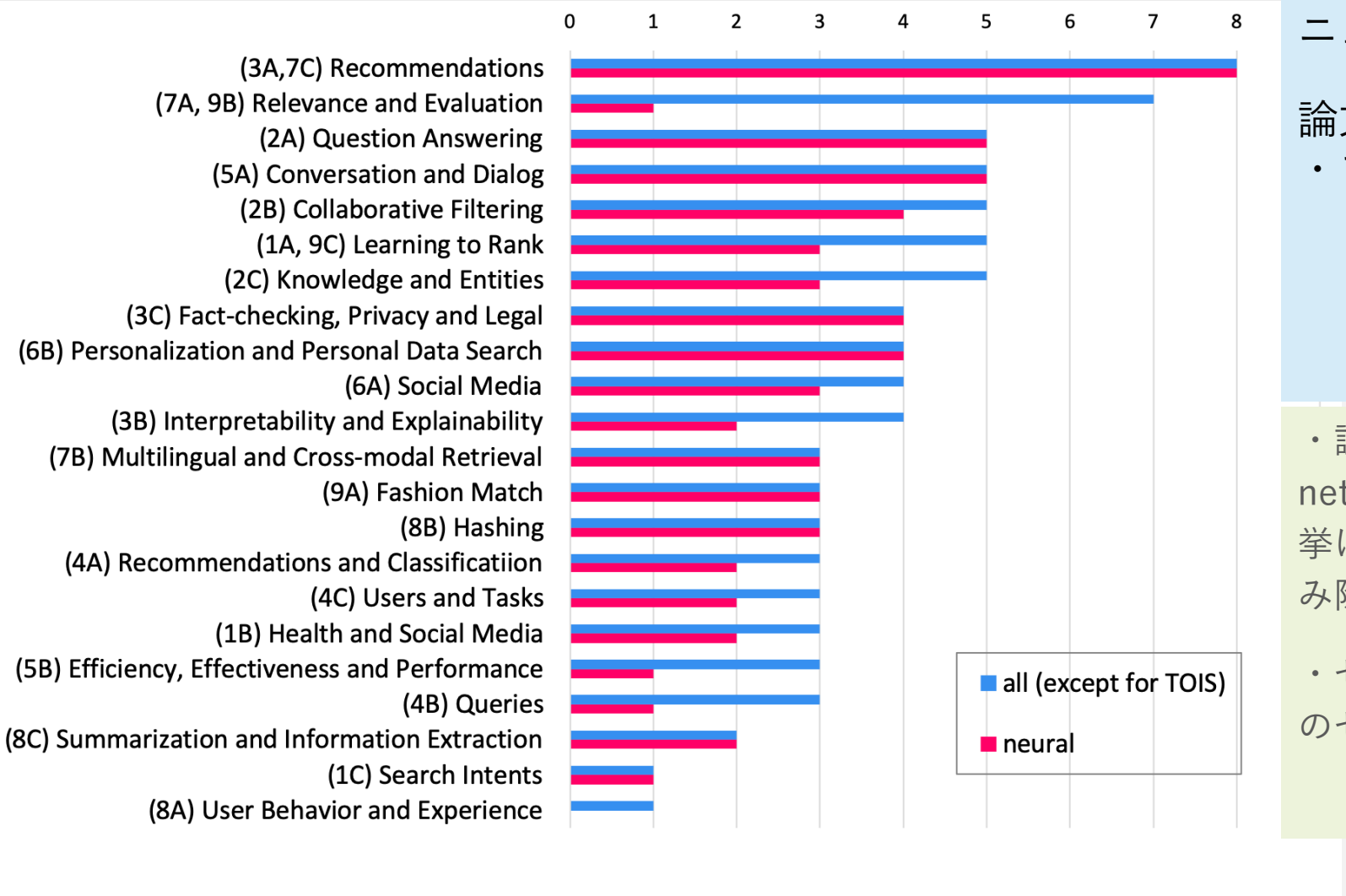
ニューラルネット関連の論文

論文数
・フルペーパーの　約46.0% (40/87)

・調査は基本的にはキーワードベース('neural net', 'deep learning')で, future workとして挙げたもの等,非該当と容易に判別できるもののみ除いた.

・セッション単位の分布では同じ名前で複数枠のセッション（例：Learning to Rank IとLearning to Rank II)は1セッションにまとめた.

SIGIR2019 セッション別フルペーパー論文数とニューラルネット関連論文数



ニューラルネット関連の論文

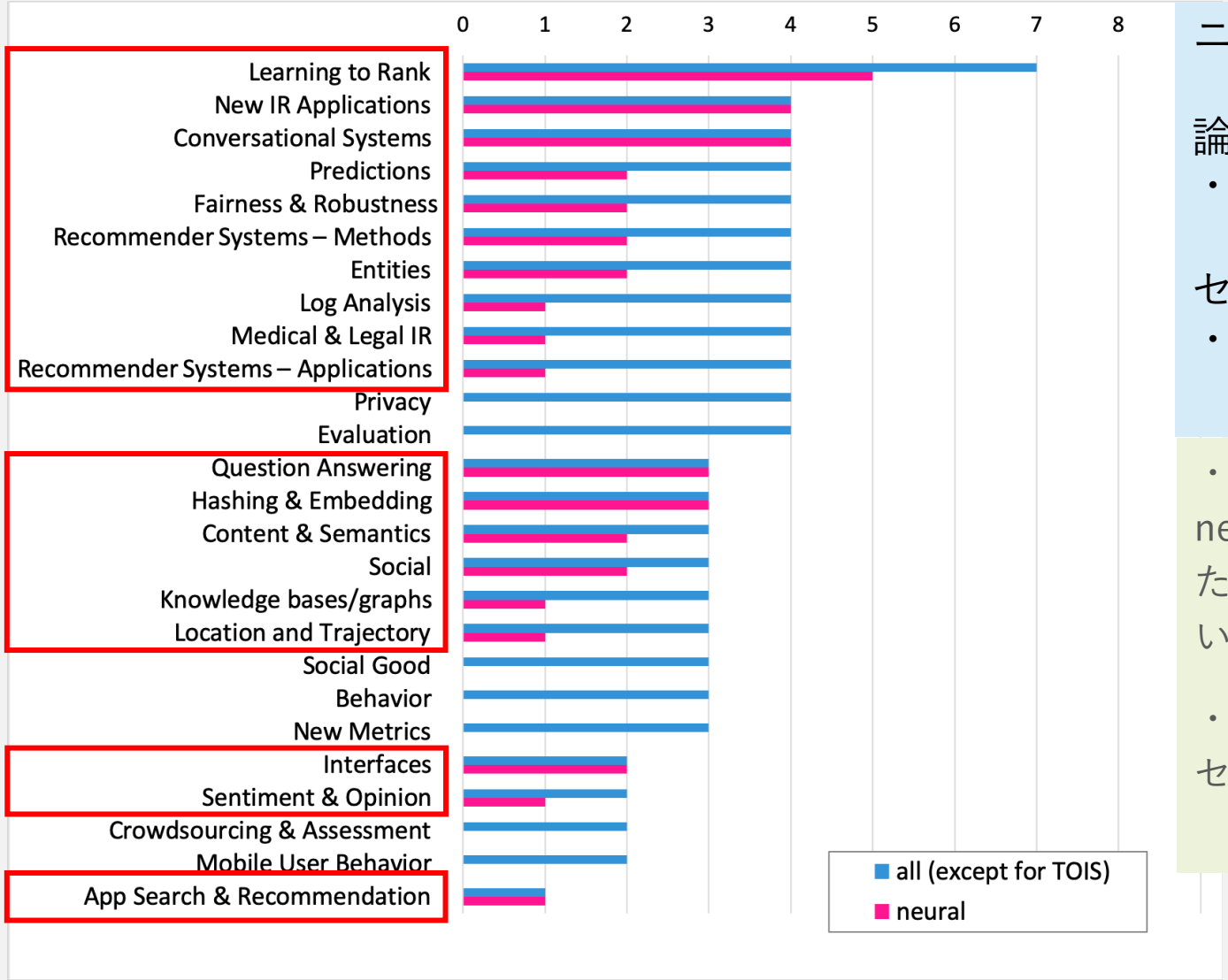
論文数

・フルペーパーの　約73.8% (62/84)

・調査は基本的にはキーワードベース('neural net', 'deep learning'等)で, future workとして挙げたもの等,非該当と容易に判別できるもののみ除いた.

・セッション単位の分布では同じ名前で複数枠のセッションは1セッションにまとめた.

SIGIR2018 セッション別フルペーパー論文数とニューラルネット関連論文数



ニューラルネット関連の論文

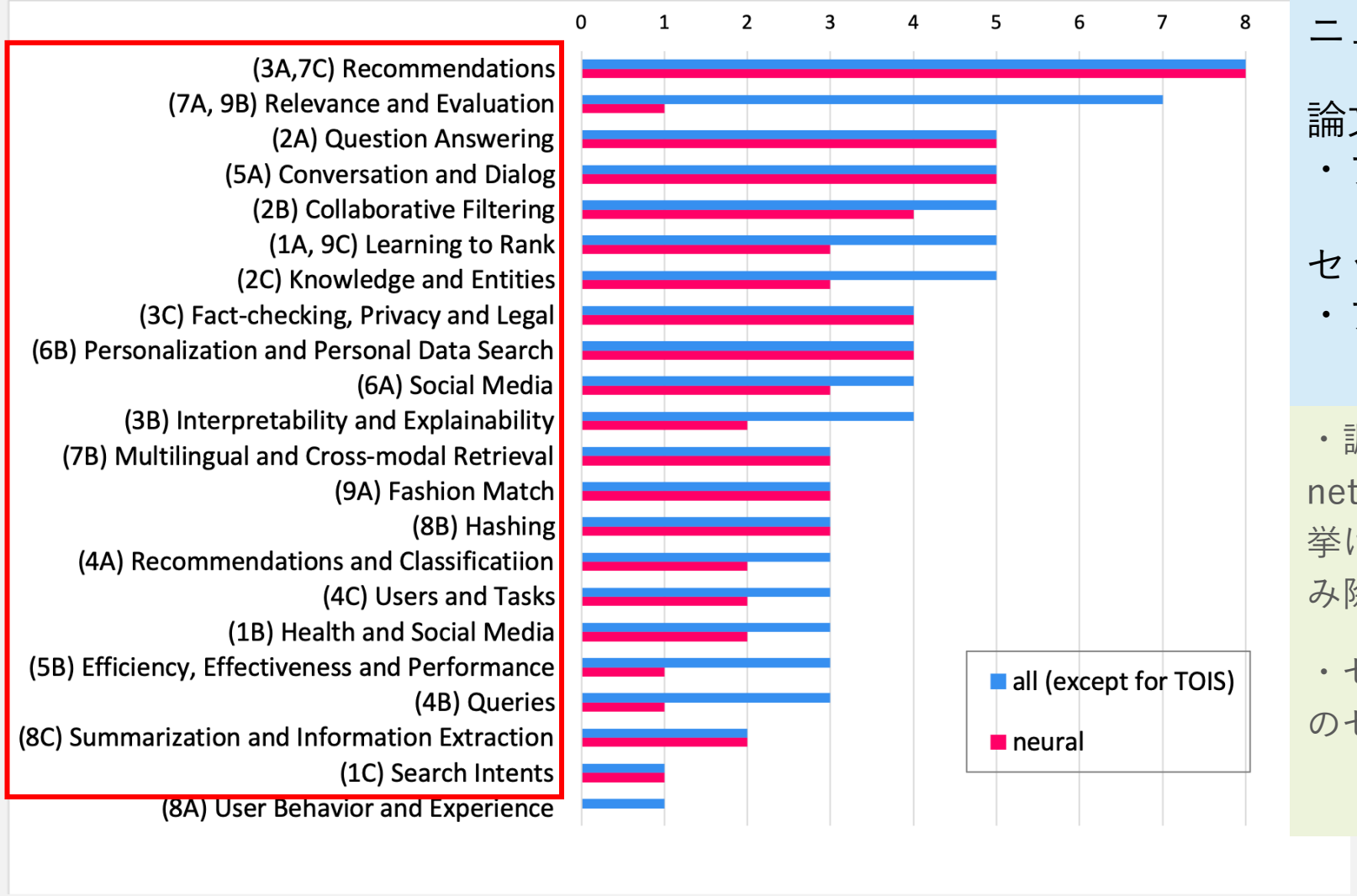
論文数
・フルペーパーの　約46.0% (40/87)

セッション単位の分布
・フルペーパーではテクニカルセッションの約73.1% (19/26)

・調査は基本的にはキーワードベース('neural net', 'deep learning')で, future workとして挙げたもの等,非該当と容易に判別できるもののみ除いた.

・セッション単位の分布では同じ名前で複数枠のセッションは1セッションにまとめた.

SIGIR2019 セッション別フルペーパー論文数とニューラルネット関連論文数



ニューラルネット関連の論文

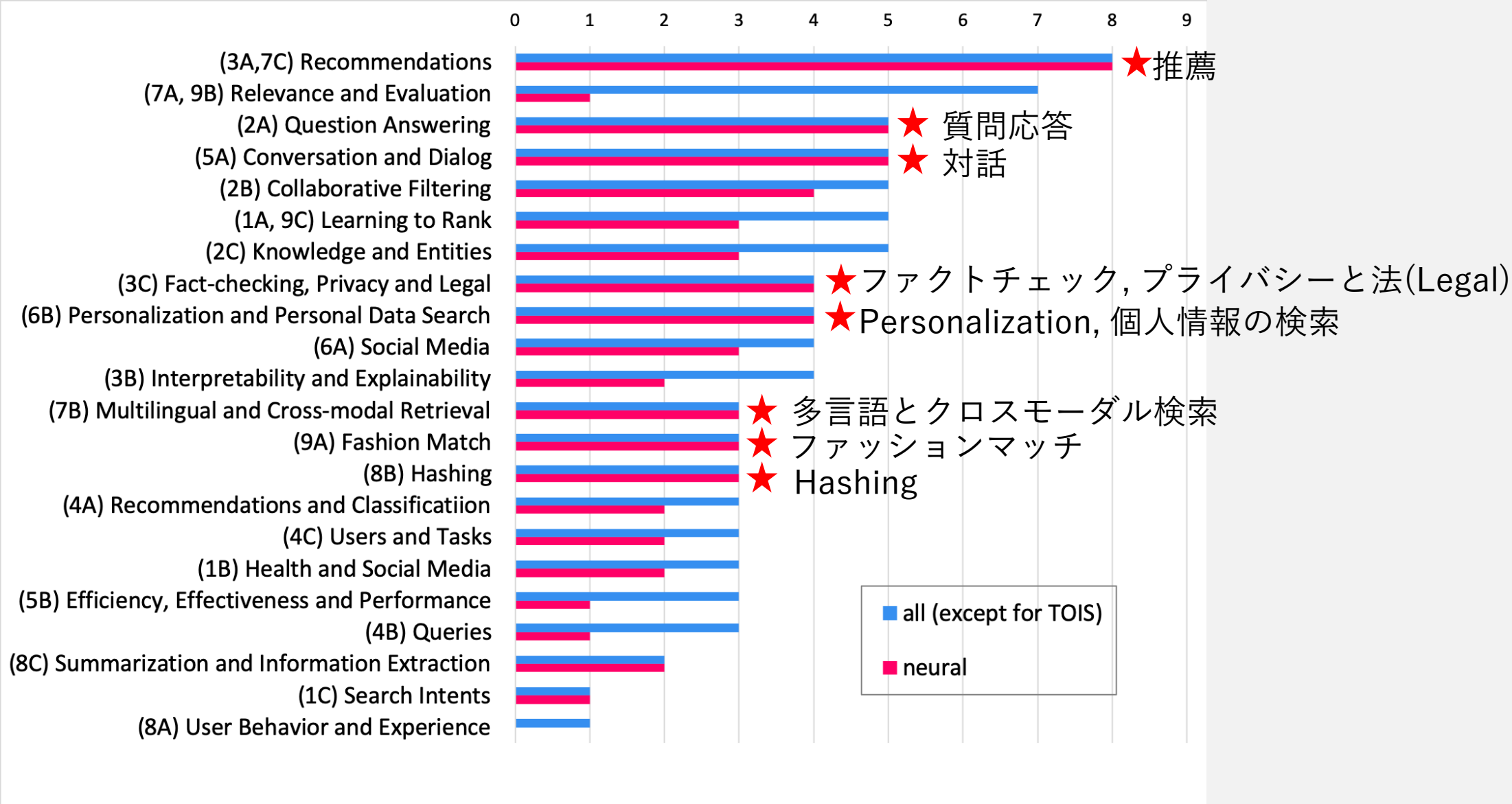
論文数
・フルペーパーの　約73.8% (62/84)

セッション単位の分布
・フルペーパーではテクニカルセッションの約95.5%(21/22)

・調査は基本的にはキーワードベース('neural net', 'deep learning'等)で, future workとして挙げたもの等,非該当と容易に判別できるもののみ除いた.

・セッション単位の分布では同じ名前で複数枠のセッションは1セッションにまとめた.

SIGIR2019 セッション別フルペーパー論文数とニューラルネット関連論文数



SIGIR2019 ニューラルネット関連論文のキーワード

結果：

- attention
  - attention(40) (attention mechanism(18)を含む)
  - BERT (4)
  - Transformer(少数)

- RNN 系
  - RNN(15) (Bi-directional RNN(数件)を含む)
  - GRU(15) (Bi-GRU(数件)を含む)
  - LSTM(15) (Bi-LSTM(8)を含む)
  - Seq2Seq(3)

- CNN 系
  - CNN(14)
  - VGG(2-3)
  - GCN(2-3)

- GAN (2)

調査方法：

- ニューラルネット(NN) 関連の論文で使われた手法を論文中のキーワード文字列の出現で目視調査
- 数字は論文数(全て概数)

受賞論文

[Best Paper] Variance Reduction in Gradient Exploration for Online Learning to Rank

著者：Huazheng Wang (University of Virginia) , et al.

概要：Dueling Bandit Gradient Descent(DBGD)のようなオンラインランキング学習において，勾配の予測のvarianceを小さくする手法の提案．クエリの重みの異なるランキングから合成した検索結果をユーザに提示し，ユーザからのクリックを元にモデルをアップデートする際、実際にユーザが評価した文書空間に制限することでノイズを除去する．

モデルのアップデート

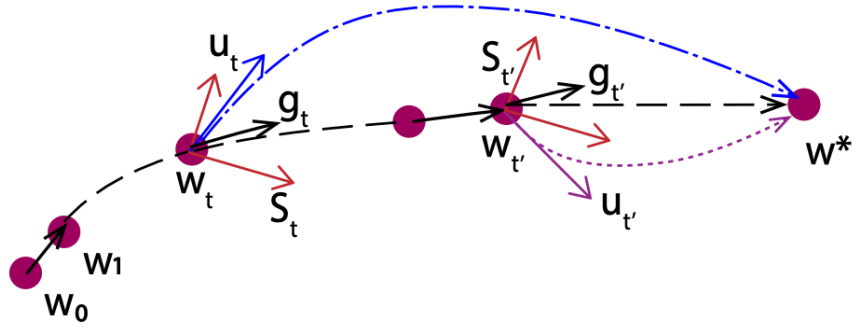
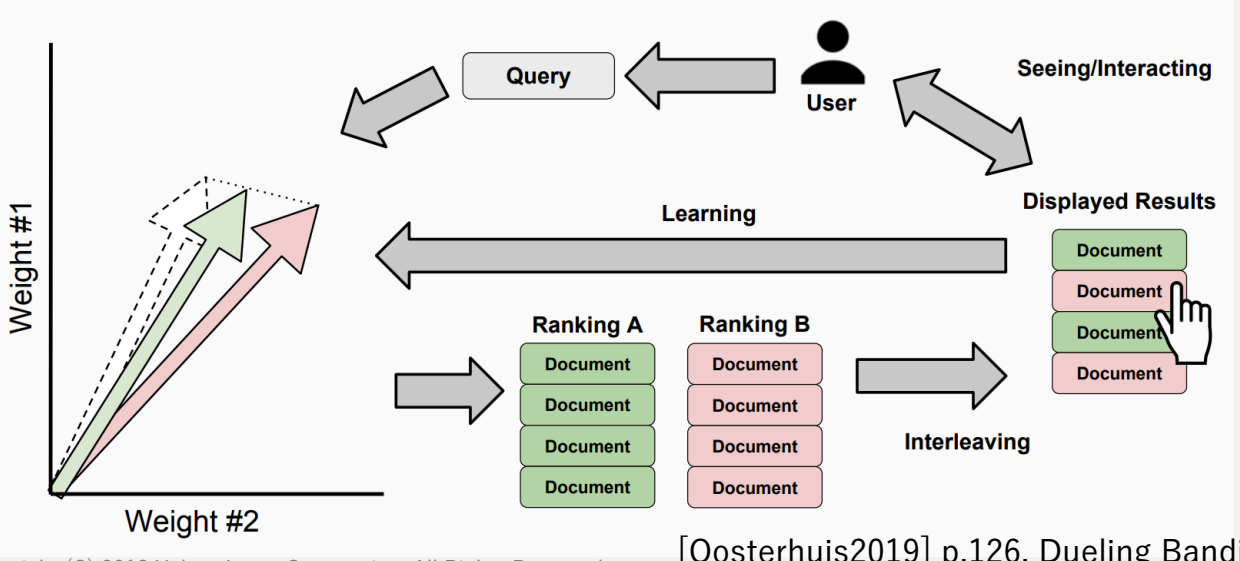


Figure 1: Illustration of model update for DBGD-DSP in a three dimensional space. Dashed lines represent the trajectory of DBGD following different update directions. u_t is the selected direction by DBGD, which is in the 3-d space. Red bases present the document space S_t on a 2-d plane. u_t is projected onto S_t to become g_t for model update.

[Wang2019]p.838 Figure 1

Dueling Bandit Gradient Descent (DBGD)



[Oosterhuis2019] p.126, Dueling Bandit Gradient Descent: Visualization

SIGIR2019受賞論文

award	title	authors	補足
Best Paper Award	9C: Learning to Rank 2 Variance Reduction in Gradient Exploration for Online Learning to Rank	Huazheng Wang (University of Virginia) , et al.	DBGDのようなオンラインランキング学習において，勾配の予測のvarianceを小さくする手法の提案．クエリの重みの異なるランキングから合成した検索結果をユーザに提示し，ユーザからのクリックを元にモデルをアップデートする際、実際にユーザが評価した文書空間に制限することでノイズを除去する．
Best Paper Honorable Mention	8B: Hashing Online Multi-modal Hashing with Dynamic Query-adaption	Xu Lu (Shandong Normal University) , et al.	
Best Short Paper Award	Short Research Papers 2A: AI, Mining, and others Block-distributed Gradient Boosted Trees	Theodore Vasiloudis (RISE AI) , Hyunsu Cho (Amazon Web Services) , Henrik Boström (KTH Royal Institute of Technology)	
Test of Time Award(*1)	Novelty and diversity in information retrieval evaluation	Charles L.A. Clarke, Maheedhar Kolla, Gordon V. Cormack, Olga Vechtomova, Azin Ashkan, Stefan Büttcher, and Ian MacKinnon (SIGIR2008) [Clarke2008]	情報検索の評価指標n-DCGの改良版(α-nDCG)の提案．n-DCGはユーザのクエリに対する検索結果リストの適合度合をランキングを考慮して評価する指標．本研究ではクエリ自体の曖昧性を解決するためのdiversity と、重複した検索結果を避けるnoveltyに配慮した評価指標を提案．

*1: 過去10-12年のSIGIRがスポンサーの会議で最もインパクトの大きかった論文に贈られる賞．(参考) ACM Digital Library の本論文のダウンロード数(3,544.) 2019/9/20時点

基調講演

The Importance of Interaction for Information Retrieval

講演者：W. Bruce Croft (マサチューセッツ大学アマースト校, ロイヤルメルボルン工科大学)

テーマ：
・情報検索におけるインタラクションの重要性

トピック：
・ユーザーインタラクションに関するIR研究の歴史
・質問応答, 対話的検索におけるインタラクション
・CIIR[*1]の研究例
・今後の課題

User Intent Taxonomy

Code	Label	Description	Example	%
OQ	Original Question	The first question by a user that initiates the QA dialog.	If a computer is purchased with win 10 can it be downgraded to win 7?	13
RQ	Repeat Question	Posters other than the user repeat a previous question.	I am experiencing the same problem ...	3
CQ	Clarifying Question	Users or agents ask for clarification to get more details.	Your advice is not detailed enough. I'm not sure what you mean by ...	4
FD	Further Details	Users or agents provide more details.	Hi. Sorry for taking so long to reply. The information you need is ...	14
FQ	Follow Up Question	Users ask follow up questions about relevant issues.	Thanks. I really have one simple question -- if I ...	5
IR	Information Request	Agents ask for information of users.	What is the make and model of the computer? Have you tried installing ...	6
PA	Potential Answer	A potential answer or solution provided by agents.	Hi. To change your PIN in Windows 10, you may follow the steps below: ...	22
PF	Positive Feedback	Users provide positive feedback for working solutions.	Hi. That was exactly the right fix. All set now. Tx!	6
NF	Negative Feedback	Users provide negative feedback for useless solutions.	Thank you for your help, but the steps below did not resolve the problem ...	4
GG	Greetings/Gratitude	Users or agents greet each others or express gratitude.	Thank you all for your responses to my question ...	22
JK	Junk	There is no useful information in the post.	Emojis. Sigh .... Thread closed by moderator ...	1
O	Others	Posts that cannot be categorized using other classes.	N/A	1

[Croft2019] p.54

What Next?
・Intent-awareな(意図意識型の)対話の応答(生成・検索のハイブリッドで)
・自然言語理解と推論モデルの取り込み
・検索のための明示的/implicitな対話モデルの研究
・回答時のインタラクションと可視化に関するユーザスタディ
・インタラクティブな対話的検索のより良い評価方法の開発
・大規模なテストコレクションの開発
・インタラクションの他のmodesの開発

[*1]: Center for Intelligent Information Retrieval, a research center at the Department of Computer Science, UMass Amherst.

Automatic Understanding of the Visual World (1/4)

講演者： Cordelia Schmid氏 (フランス国立情報学自動制御研究所)

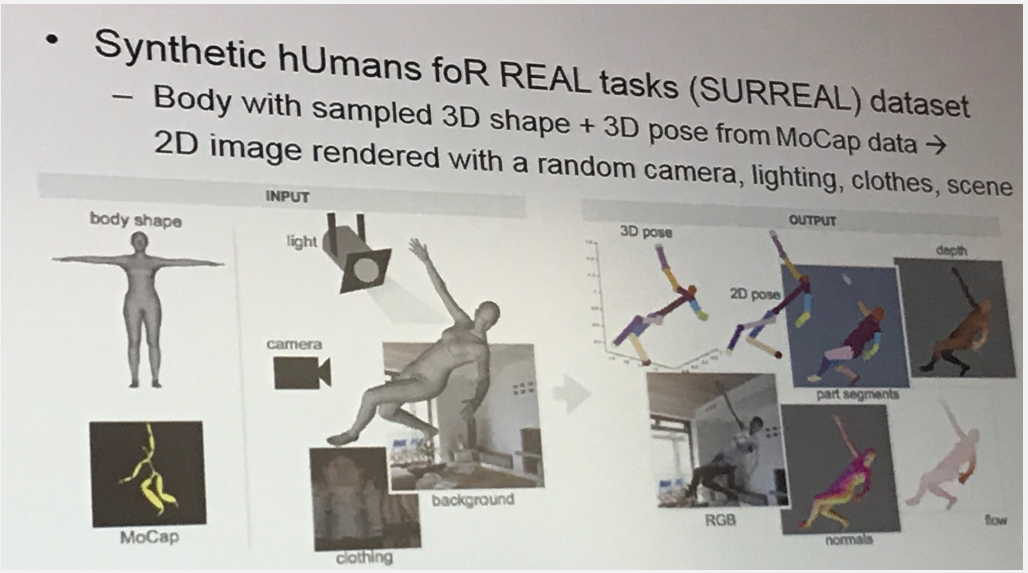
- コンピュータビジョンの研究
- Longuet-Higgins Prize(3回), Humbolt research award, Inria & French Academy of Science Grand Prix, Koenderink prize等受賞多数. 2018よりGoogle AIにも参加.

講演テーマ：目に見える世界の自動理解

講演内容：

- データ　manual/synthetic/weakly-supervised
- 動画の理解
- 実世界とのインタラクション

データ例：SURREAL Dataset



応用例：Body part segmentation

[Schmid2019]

Automatic Understanding of the Visual World (2/4)

マルチモーダルな弱教師学習

アプローチ

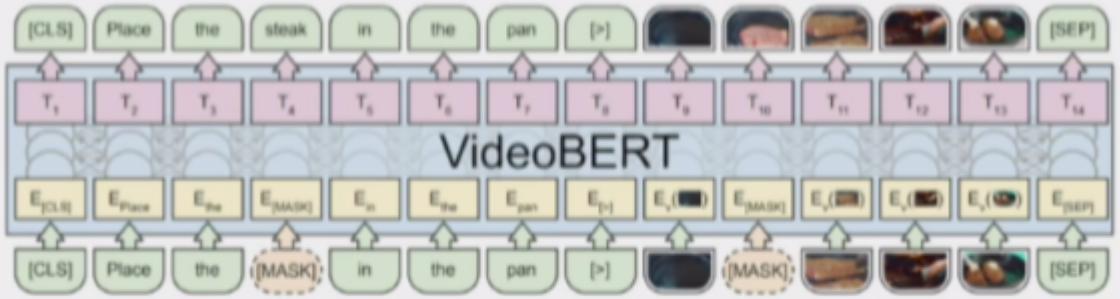
- Video-Bert[C.Sun et al. 2019]
- 動画と発話の対応を事前学習

トレーニングデータ：

- YouTubeの料理/レシピ動画(320K)
- 英語音声認識出力付き動画 (120K)

応用　zero-shot action classification

- 評価　YouCook II
- 結果
  - VideoBERTで動画と言葉の対応を学習できる
  - accuracyはfully-supervisedに近づいている
  - データ量が多いほど良い結果



Two pre-training tasks:

- Masked "language" modeling
- Video-speech alignment

Missing key ingredients:

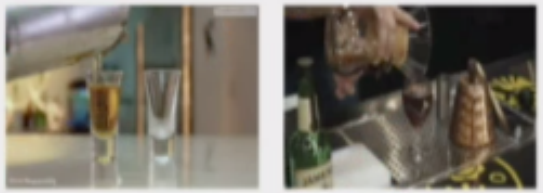
- Video Representation
- Video Tokenization

Main Idea:

Force VideoBERT to "speak" by providing a template sentence but mask out verbs and nouns:

"Now let me show you how to [mask] the [mask]."

Top verbs: make, assemble, prepare
Top nouns: pizza, sauce, pasta



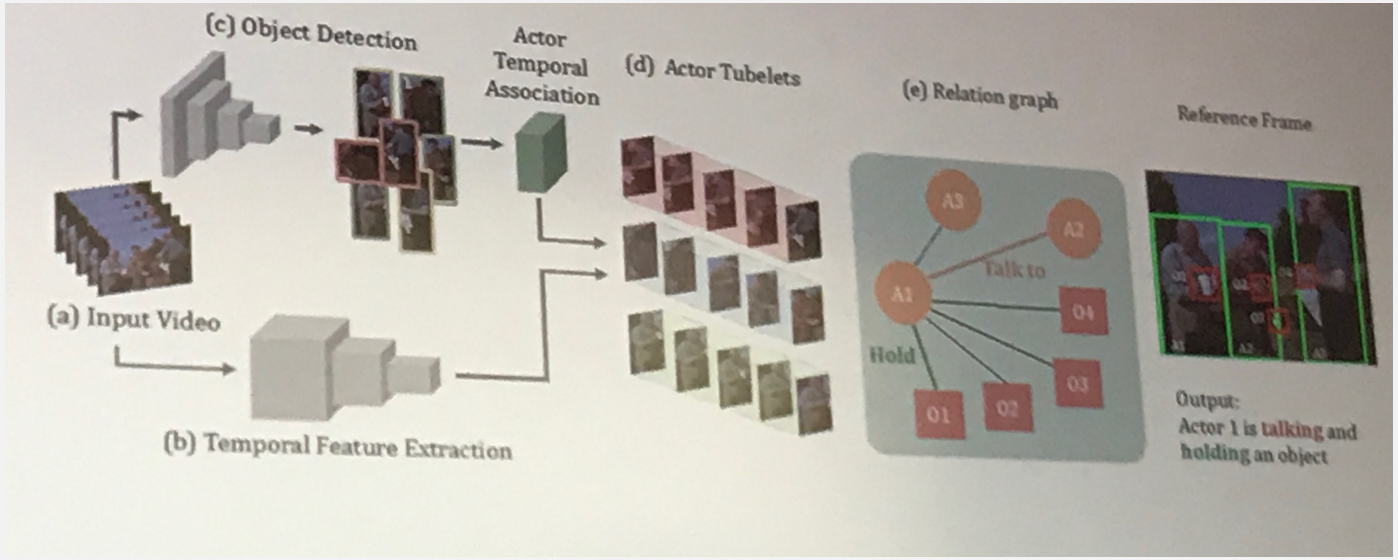
Top verbs: make, do, pour
Top nouns: cocktail, drink, glass

[Schmid2019]

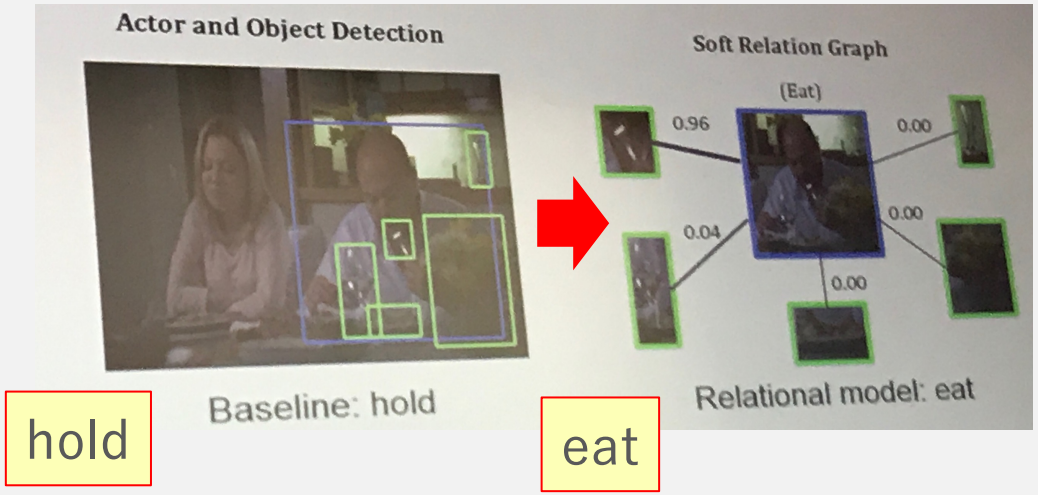
Automatic Understanding of the Visual World (3/4)

動画の理解

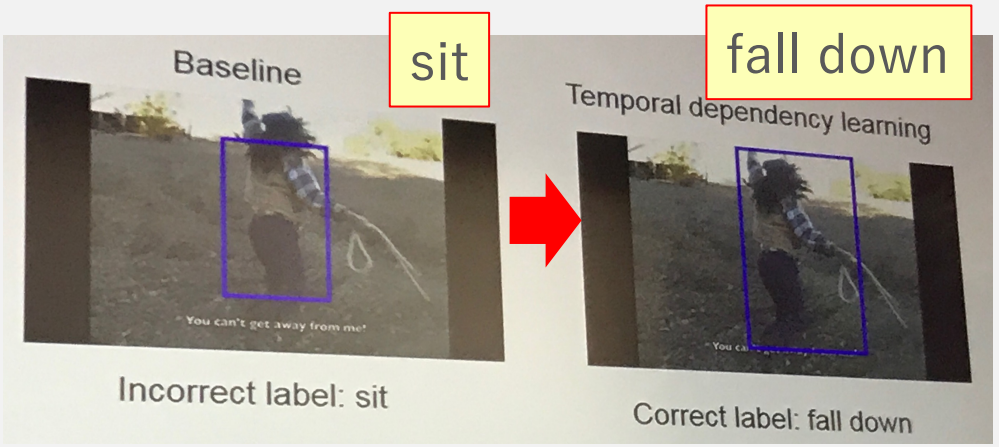
・Structured model for action detection in video



関係のモデル化の効果



時間の依存関係の学習の効果

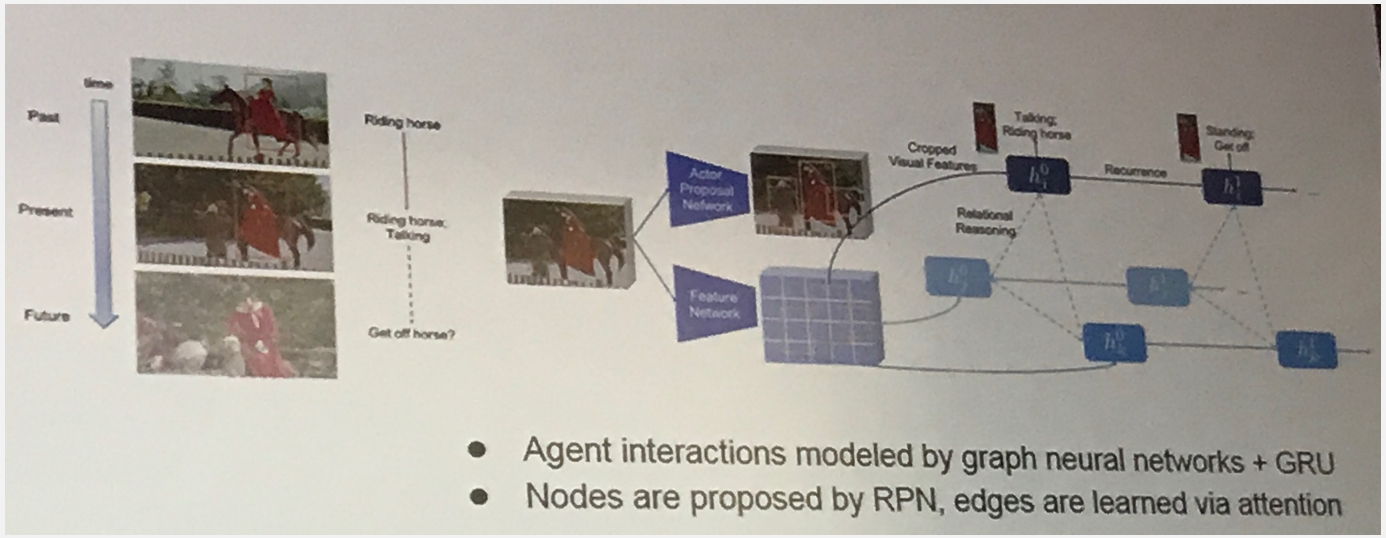


[Schmid2019]

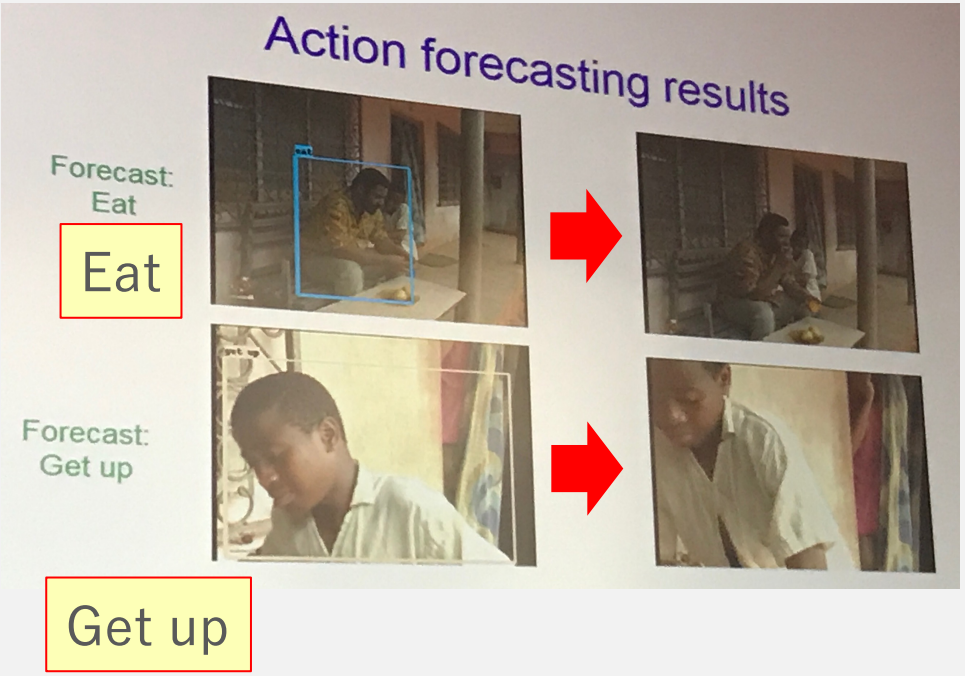
Automatic Understanding of the Visual World (4/4)

行動予測

Relational action forecasting



予測と結果



[Schmid2019]

チュートリアル

チュートリアル概要

チュートリアル	資料
Building Economic Models and Measures of Search (資料)	検索の経済モデルと評価指標.情報フォレージング理論等.
Effective Online Evaluation for Web Search (資料)	Web 検索のオンライン評価.
Learning to Rank in theory and practice: From Gradient Boosting to Neural Networks and Unbiased Learning (資料)	ランキング学習の理論と実際.勾配ブースティング，NN 応用，Unbiased Learning 等.
Deep Chit-Chat: Deep Learning for Chatbots	Deep Learning のチャットボットへの応用.
Example-driven Search: a New Frontier for Exploratory Search (資料)	example ベースの検索.
ExplainAble Recommendation and Search (資料)	説明可能な推薦と検索.
Web Table Extraction, Retrieval and Augmentation (資料)	Web テーブル抽出，検索，拡張.
Deep Natural Language Processing for Search Systems (資料)	産業界からみた検索システム向けの Deep Learning ベースの自然言語処理.
Extracting, Mining and Predicting Users' Interests from Social Networks (資料)	ユーザの意図のマイニング，ソーシャルネットワークからのマイニング，評価等.
Fairness and Discrimination in Retrieval and Recommendation (資料)	検索，推薦における Fairness(公平性).
Learning to Quantify: Estimating Class Prevalence via Supervised Learning	Quantification(定量化).

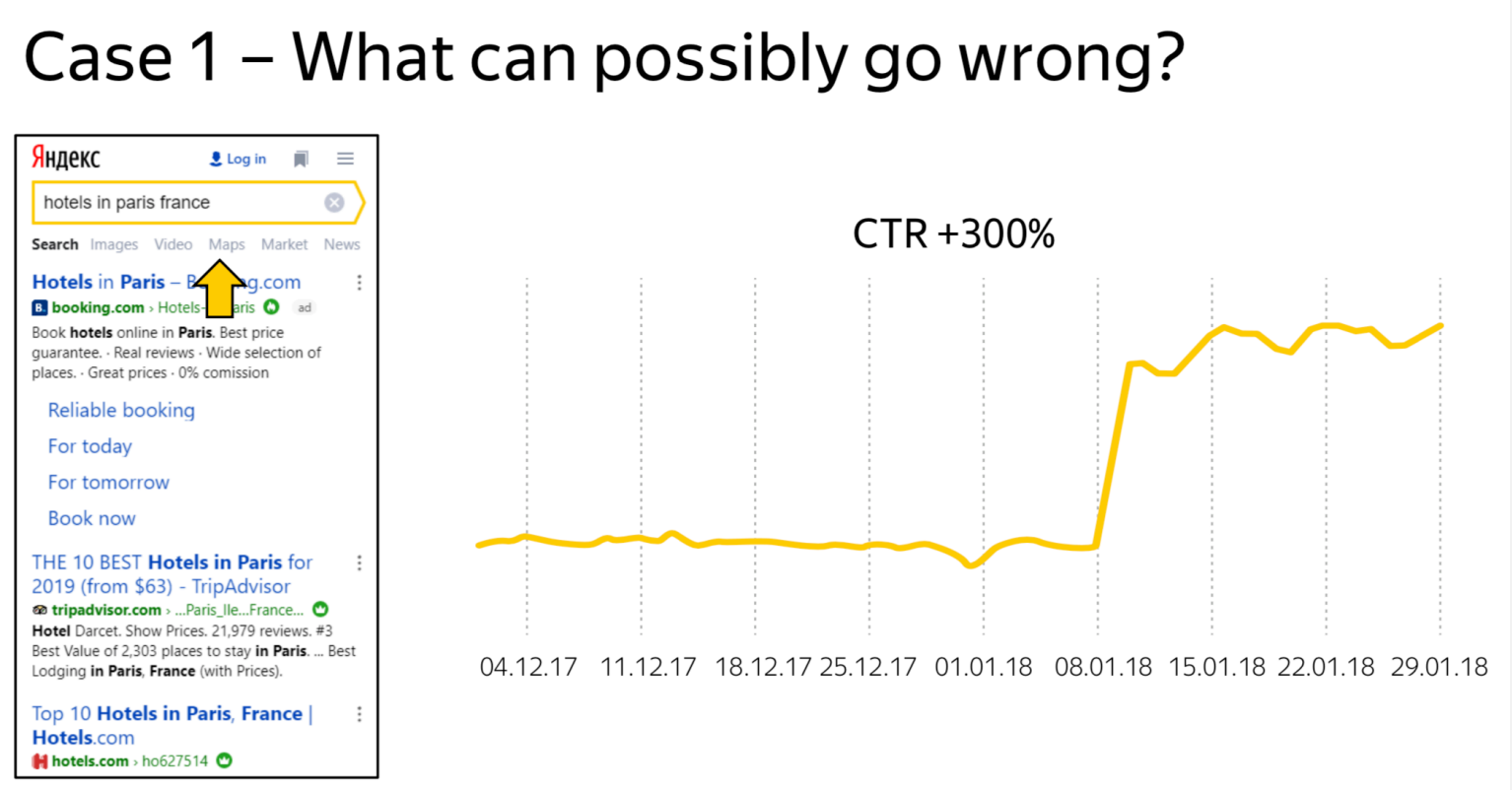
Effective Online Evaluation for Web Search(1/3)

[チュートリアル] Effective Online Evaluation for Web Search (Web 検索のオンライン評価)

[著者]　Alexey Drutsa[1], Gleb Gusev[1], Eugene Kharitonov[2], Denis Kulemyakin[1], Pavel Serdyukov[1], Igor Yashkov[1]
([1]: Yandex, [2]: Facebook)

[概要]　Web 検索のオンライン評価

- 指標の構築
- Yandexでのオンライン実験の実例
- テストの重要性, 限界, バイアス, 得られた教訓等.



[Drutsa2019] (Part3) Experimentation pipeline and workflow in the light of industrial practice, p.21.

Effective Online Evaluation for Web Search(2/3)

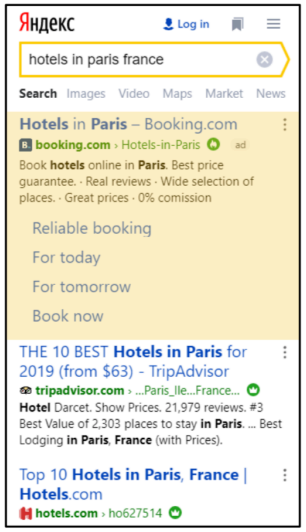
The change was minor

- Expansion of clickable area was found to be the culprit
- Developer considered this a bugfix and did not conduct an AB
- Huge increase in taps “by mistake”: users missed the first result

[Drutsa2019] (Part3) Experimentation pipeline and workflow in the light of industrial practice, p.22に追記.

Effective Online Evaluation for Web Search(3/3)

But more than that…



…this is sponsored search

- First result is either the most relevant, or the most expensive
- -0.5% CTR for the first ad
- Quite a lot of money + drop in UX

Lessons from case 1

- **AB-test everything, especially when in doubt**
- **Even if the change is small**
  - One line in CSS can lead to dramatic consequences
- **Even if your CEO says this should be fixed immediately**
  - It's better to get data supporting this decision, than to introduce more bugs with your fix
- **Monitor everything, so that you can detect changes earlier**
  - Big sudden change of metric usually means something unnatural: either user bug, or logging bug

[Drutsa2019] (Part3) Experimentation pipeline and workflow in the light of industrial practice, pp.23-24.

SIRIP

SIRIP

- SIGIR Symposium on IR in Practice
- 企業でのIRの応用. Industry trackに相当.
- 近年は本会議期間中にテクニカルセッションと並行して開催.
- 4セッション
- 基調講演2本, 招待講演3本, 一般講演9本(採択率75%), パネル

[SIGIR2019DL]p.iv

Challenges in Search on Streaming Services: Netflix Case Study

[著者]　Sudarshan Lamkhede, Sudeep Das (Netflix)

[概要]　ストリーミングサービスのコンテンツ検索の事例紹介
ユーザの行動データを重視し, 従来の情報検索の範囲を
超えたアプローチが必要

エンティティ検索の３分類

分類	クエリ例	再生タイトル
Fetch	‘ANIMA’　(‘ANIMA’というタイトルの作品)	ANIMA
Find	‘ANIMALS’ (動物がテーマの作品)	OUR PLANET
Explore	‘ANIME’　(アニメ作品)	INUYASHA

[Lamkhede 2019]

Challenges in Search on Streaming Services: Netflix Case Study

[著者]　Sudarshan Lamkhede, Sudeep Das (Netflix)

[概要]　ストリーミングサービスのコンテンツ検索の事例紹介
ユーザの行動データを重視し, 従来の情報検索の範囲を
超えたアプローチが必要

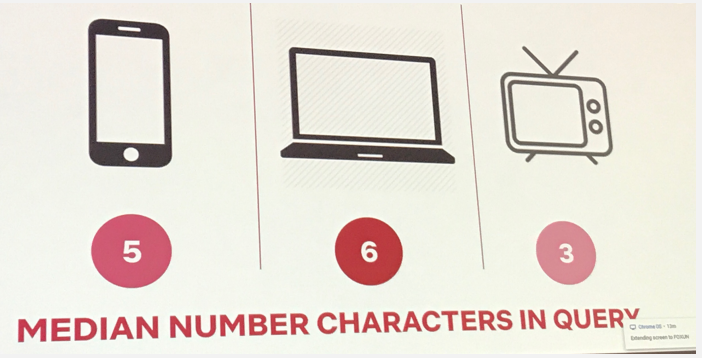
エンティティ検索の３分類

分類	クエリ例	再生タイトル
Fetch	‘ANIMA’　(‘ANIMA’というタイトルの作品)	ANIMA
Find	‘ANIMALS’ (動物がテーマの作品)	OUR PLANET
Explore	‘ANIME’　(アニメ作品)	INUYASHA

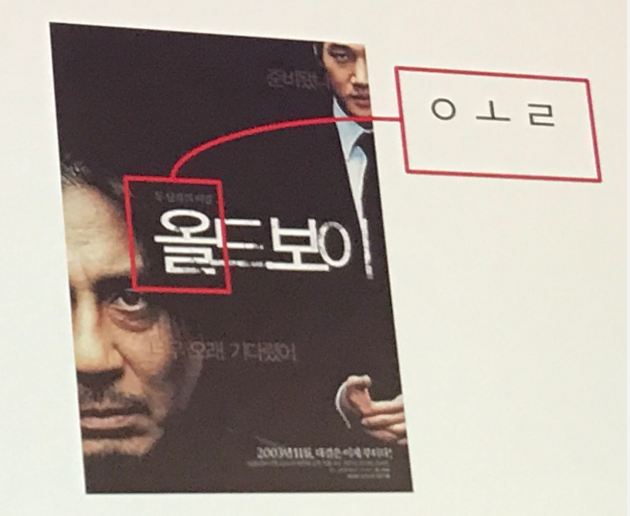
課題の例

・利用できないコンテンツの検索(13%) → 望ましい推薦/検索と推薦の組合せは？
・インスタントサーチ
　・ショートクエリ　→ 検索意図が不明
　・適切な評価指標がない → 新指標が必要（インタラクションの最小化等）
　・入力システムによりキーストローク数が増大（ハングル等）
　　→ 各言語に適したインデクシング

デバイス別の平均クエリ文字数



ハングルの入力例



[Lamkhede2019]

ワークショップ

SIGIR2019ワークショップ概要

ワークショップ	回	トピック
WCIS2019	1	対話エージェント，インタラクションシステム.
FACTS-IR 2019	1	IR における Fairness(公平性), Accountability, Confidentiality , Transparency(透明性), Safety(安全性).
EARS 2019	2	説明可能な推薦と検索.
BIRNDL 2019	3*1	ビブリオメトリクスによるデジタルライブラリの検索と自然言語処理.
OSIRRC 2019	3	ad hoc 検索のテストコレクションを用いた replicability チャレンジ.
NewsIR'19	3	ニュース情報検索. データジャーナリズム, フェイクニュース, ファクトチェック, ニュース推薦等.
ROME 2019	1	ファクトチェック, 事実と異なるニュースの検出, ソーシャルメディアへの誤情報拡散の分析等.
ECOM'19	3	e コマース.

:新規

*1: ワークショップ自体は4回目, SIGIRのワークショップとしては3回目.

[SIGIR2019HP]

Deal or No Deal? End-to-End Learning of Negotiation Dialogues

ワークショップ：WCIS2019
(対話エージェントとインタラション)

著者：Mike Lewis (Facebook)

概要：AI ボット 同士の交渉の研究

・自然言語による交渉をAIのタスクとしてEnd-to-end学習.
・複数の種類の品物をどう分けるか交渉.
・相手のボットにとっての商品の価値は知らされず，自然言語の対話から推測.
・対話の応答候補をいくつか生成しておき，その後の展開を推定して最終的にもっともreward(報酬) が高くなる発話を選ぶ，dialogue rollouts という手法が有効.

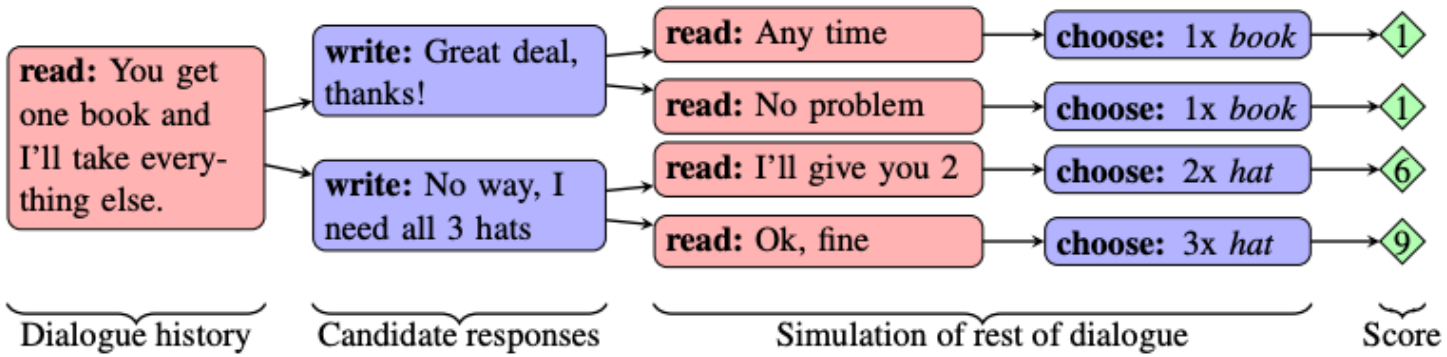


Figure 4: Decoding through rollouts: The model first generates a small set of candidate responses. For each candidate, it then simulates a number of possible complete future conversations by sampling, and estimates the expected future reward by averaging the scores. The system outputs the candidate with the highest expected reward.

[Lewis2017]p.2447

トレンド(SIGIR2019)

- ✓ NN 関連の論文がさらに増加 (フルペーパーの約 73.8%，テクニカルセッションの約 95.5%).
- ✓ 国別では中国が躍進中．投稿数，採択数とも首位.
- ✓ トラック別投稿数は前回に続きコンテンツ分析・ 推薦・分類が多く，続いて検索とランキングが 多い.
- ✓ セッション別論文数は推薦，適合性と評価が多い.
- ✓ 新しいセッションは解釈性と説明性 (3B)，ファッションマッチ (9A)，クロスモーダル検索関連(7B) 等.
- ✓ 参加登録の多かったセッションは適合性と評価1(7A)，検索意図 (1C)，解釈性と説明性 (3B)，ランキング学習 1(1A)，クエリ (4B)，知識とエン ティティ(2C) 等.
- ✓ 新しいワークショップは対話エージェント関連， 情報の事実性や IR の倫理問題に関するもので， 全体として後者に関するトピックが増えている.

論文紹介

人気セッション・発表（会場アプリ）1/3

session	title	備考
(41) 2C Knowledge and Entities	(11) Identifying Entity Properties from Text with Zero-shot Learning (Kyoto University, University of Tsukuba)	テキストからエンティティのプロパティ集合をZero-shot学習で見つける. Knowledge graph embeddingから得たプロパティのembeddingを利用.
※()内の数字は2019年9月23日時点のlike数	(10) ENT Rank: Retrieving Entities for Topical Information Needs through Entity-Neighbor-Text Relations (University of New Hampshire)	トピックの情報要求に対し半構造知識データを用いて関連エンティティを検索.neighboring entities(co-mentioned or mentioned-on-page)の情報, 文脈情報を利用.
(32) 1C Search Intents	(11) Interactive Intent Modeling for Exploratory Search (University of Helsinki, Aalto University)(TOIS)	ユーザの検索セッションにおける検索意図をモデル化.ユーザのフィードバックを元にシステムは検索意図の予測を修正、可視化して提示.
	(10) Generic Intent Representation in Web Search (Microsoft Corporation)	ユーザの検索意図を捉える分散表現空間の学習.クリックの類似しているクエリは意図も近いと考え，クリックを利用した弱教師あり学習.
(30) 7A Relevance and Evaluation 1	(9) Which Diversity Evaluation Measures Are "Good"? (Waseda University)	情報検索の評価指標(adhox(9)＋diversity(21)) が本当にユーザのpreferenceを反映しているか, 評価者15名がSERP(1,127)を評価して検証. Adhocの主な指標(nDCG等) は 人の評価とも合っていた．Diversityの指標は合っていないものも多い.
	(7) Revisiting Online Personal Search Metrics with the User in Mind (Google)	ユーザによる検索・閲覧行動の違いを考慮した新しいオンライン評価指標pMetricsを提案.

人気セッション・発表（会場アプリ）2/3

session	title	備考
(27) 3B Interpretability and Explainability	(8) Transparent, Scrutable and Explainable Use Models for Personalized Recommendation (Google, USC Information Sciences Institute)	TransparencyとScrutabilityを備えた推薦システムを目指し、以下を満たすシステムを開発. SOTAのシステムと同等の性能. (a) explainability(システムが認識しているユーザのpreferenceを本人に提示) (b) transparency (推薦メカニズムでシステムがどのような推論をしているか偽りなくユーザに提示) (c) scrutability (システムが認識したユーザのpreferenceをユーザ自身が直接編集して修正できる)
(26) 4B Queries	(7) Information Needs, Queries, and Query Performance Prediction (Technion, Yahoo Research, RMIT University)	従来のQPP(Query performance prediction)の手法では説明できなかった、情報要求を表現する効果のクエリによる違いを明らかにする． また、同じ情報要求を表すクエリ群の情報を利用する新しいQPPのアプローチを提案.
	(7) The Characteristics of Voice Search: Comparing Spoken with Typed-in Mobile Web Search Queries (Ben-Gurion University of the Negev)	音声検索のクエリの特徴をテキストクエリと比較し分析． Yahoo mobile検索 のログ(500K,6ヶ月) 利用． カードでテキストクエリより音声クエリがトリガーになりやすいのは音楽ビデオ, CQA (community question answering),レシピ,地図等.音声クエリはテキストクエリより自然言語に近い. 音声検索の研究課題は山積.

人気セッション・発表（会場アプリ）3/3

session	title	備考
(24) 1A Learning to Rank 1	(8) To Model or to Intervene: A Comparison of Counterfactual and Online Learning to Rank from User Interactions (University of Amsterdam)	ユーザとのインタラクションからのランキング学習におけるバイアスへの二種の対処方法を比較. (a)過去データからの学習の際に重みの調整等でバイアスを除去してユーザの行動モデルを構築 (b) ユーザモデルを使わずオンラインでバイアスに対応するための介入を行う．(a)(b)どちらが好まれるかは三種のバイアス(selection bias, position bias, interaction bias)が要因に.
(23) 7C Recommendations 2	(8) Bayesian Personalized Feature Interaction Selection for Factorization Machines (University of Amsterdam, Hefei University of Technology)	協調フィルタリングでよく用いられる手法の一つであるFactorization Machines(FMs) では全てのfeature interactionを対象とすることが多かった。不要なfeature interactionを除くfeature interaction selection(FIS) が最近注目を集めているが、ユーザによるfeature interactionの違いを考慮していない．本研究ではPersonalized Feature Interaction Selectionを提案.
(22) 5B Efficiency, Effectiveness and Performance	(7) Statistical Significance Testing in Information Retrieval: An Empirical Analysis of Type I, II and Type III Errors (Delft University of Technology)	統計的検定をIRのデータで検証.

Which Diversity Evaluation Measures Are "Good"?(1/2)

著者：Tetsuya Sakai(Waseda University), Zhaohao Zeng(Waseda University)

課題：Offlineの評価ではどの指標が良いかわからない

概要：ユーザのSERPに対するpreferenceと各指標の相関*1を調査

Q1:「複数の検索エンジンユーザがこの同じクエリを入力したとします。より多くのユーザを満足させるのはどちらの検索結果ですか。」

Q2:「全体として、どちらの検索結果がクエリに適合していますか？」

Figure 1: Preference judgement interface used in our experiments.

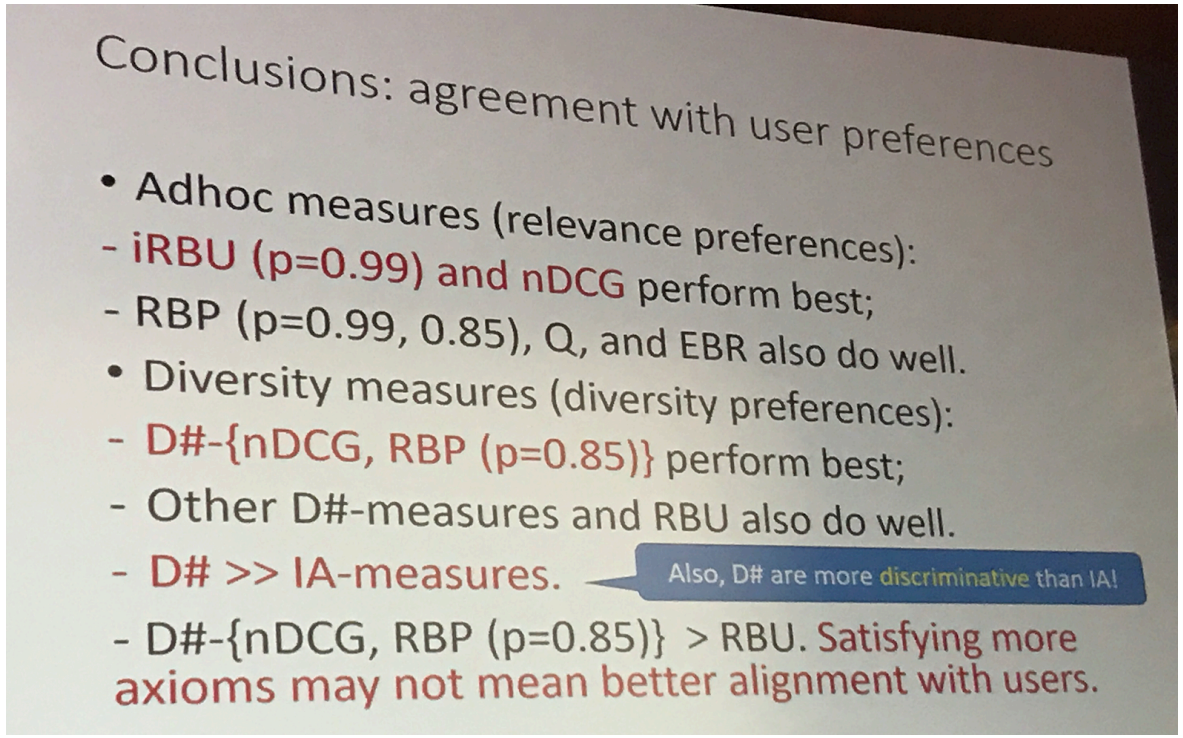
*1ケンドールの順位相関係数

[Sakai2019]p.601 Figure 1

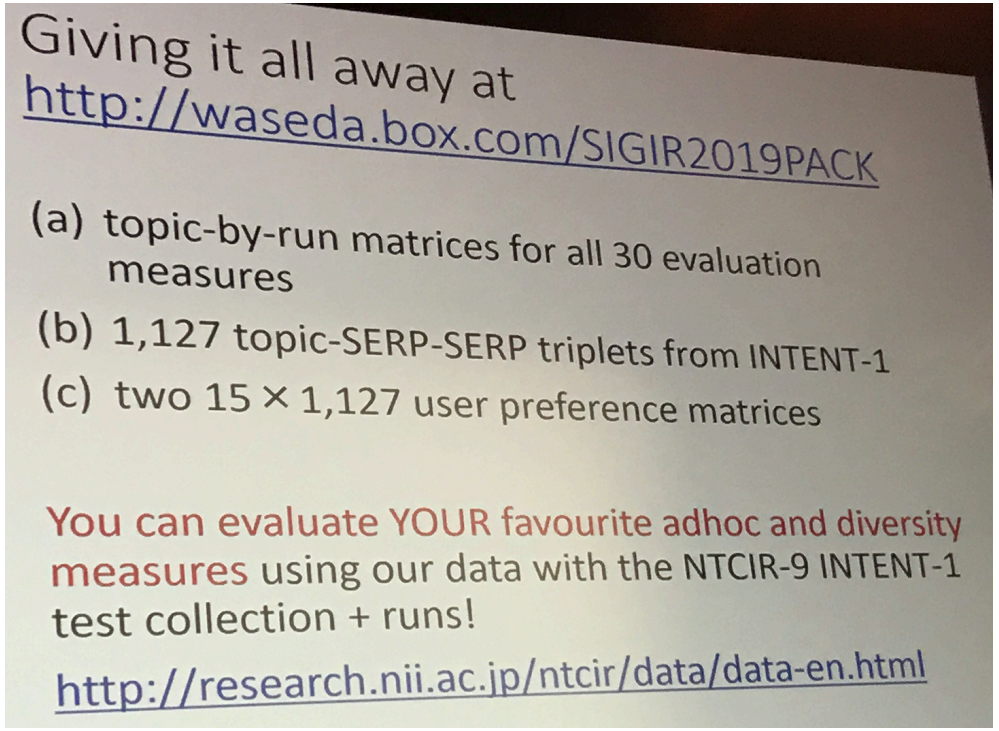
Which Diversity Evaluation Measures Are "Good"?(2/2)

結論

・Adhoc検索の指標(nDCG等) は 人の適合性の評価と合っていた.
・多様性検索の指標は意図意識型(intent-aware)の指標の結果が良くなかった.



データ、評価環境の情報



[Sakai2019]

Generic Intent Representation in Web Search

著者：Hongfei Zhang, Xia Song, et al.(Microsoft)
概要：ユーザの検索意図を捉える分散表現空間を学習する GEN Encoderの提案.
・クエリは検索意図を表すには不十分な場合もある.
・クリックが似ているクエリは意図も近いと考えた.
・クリックを 検索意図を表す implicit なフィードバックとして弱教師学習，同じ検索結果がクリックされたクエリ(co-click queries)が近くなるように分散表現空間にマッピング.
・ablation studiesで検索意図の表現学習におけるクリックとマルチタスク学習の重要性を確認.

	Query Intent Similarity						Paraphrase Classification			
Method	**General (NDCG)**		**Easy (NDCG)**		**Hard (AUC)**		**Question (AUC)**		**Query (AUC)**	
TF-IDF BOW	0.4969	–	0.8047	–	0.4740	–	0.6869	–	0.8992	–
Emb BOW (d)	0.4842	−2.54%	0.8567†	+6.47%	0.5059	+6.73%	0.7093†	+3.26%	0.9146	+1.71%
Emb BOW (q)	0.4834	−2.71%	0.8583†§	+6.66%	0.5055	+6.65%	0.7111†	+3.52%	0.9186	+2.15%
CDSSM (t)	0.3830	−22.92%	0.8237†	+2.36%	0.4476	−5.58%	0.5382	−21.64%	0.5973	−33.57%
CDSSM (u)	0.3857	−22.37%	0.8281†	+2.91%	0.4700	−0.84%	0.5067	−26.23%	0.6112	−32.03%
Seq2Seq (t)	0.4606	−7.30%	0.8593†‡§	+6.79%	0.5300	+11.81%	0.7184†	+4.58%	0.8724	−2.98%
Seq2Seq (u)	0.4499	−9.45%	0.8584†‡§	+6.68%	0.5106	+7.71%	0.7044	+2.55%	0.8721	−3.02%
RLM+ (t)	0.4985†‡¶	+0.33%	0.8570†	+6.50%	0.5036	+6.24%	0.7343†‡	+6.91%	0.9562†‡¶	+6.33%
RLM+ (u)	0.4890‡	−1.59%	0.8592†‡§	+6.77%	0.4938	+4.17%	0.7138†	+3.91%	0.9331†‡	+3.77%
BERT Encoder	0.4643	−6.56%	0.8585†‡§	+6.69%	0.4977	+5.00%	0.7352†‡	+7.04%	0.9027	+0.39%
USE	0.4958‡	−0.21%	0.8635†‡§	+7.31%	0.5675†§	+19.72%	0.7974†‡§	+16.09%	0.9477†‡	+5.39%
GEN Encoder	0.5244†‡¶	+5.53%	0.8688†‡§¶	+7.97%	0.6667†‡§¶	+40.64%	0.8486†‡§¶	+23.55%	0.9863†‡§¶	+9.68%

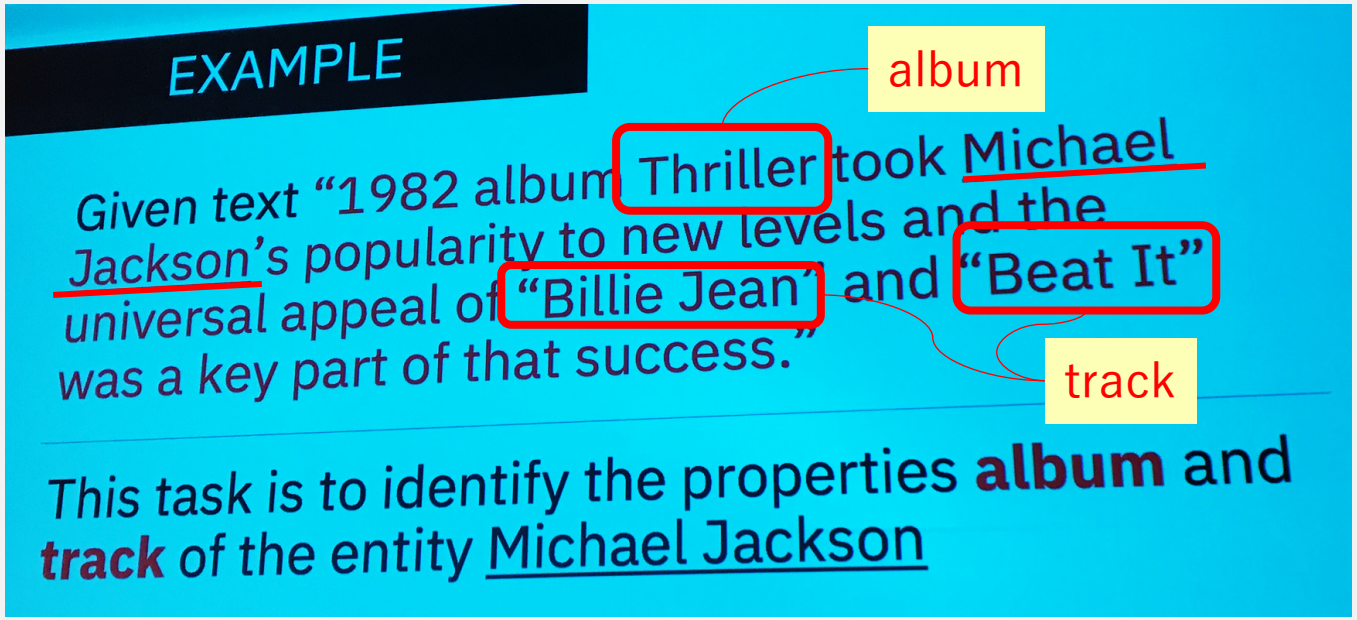
[Zhang2019] p.70 Table 4

Identifying Entity Properties from Text with Zero-shot Learning(1/1)

著者：Wiradee Imrattanatrai (Kyoto University) , Makoto P. Kato (University of Tsukuba) , Masatoshi Yoshikawa (Kyoto University)

- エンティティの関連情報の提示等に利用するため、テキストからエンティティのプロパティ集合を認定する

例文：1982年のアルバム、スリラーでマイケル・ジャクソンの人気は新しい段階に押し上げられたが、その成功は「ビリー・ジーン」と「ビート・イット」の普遍的な魅力によるところが大きい



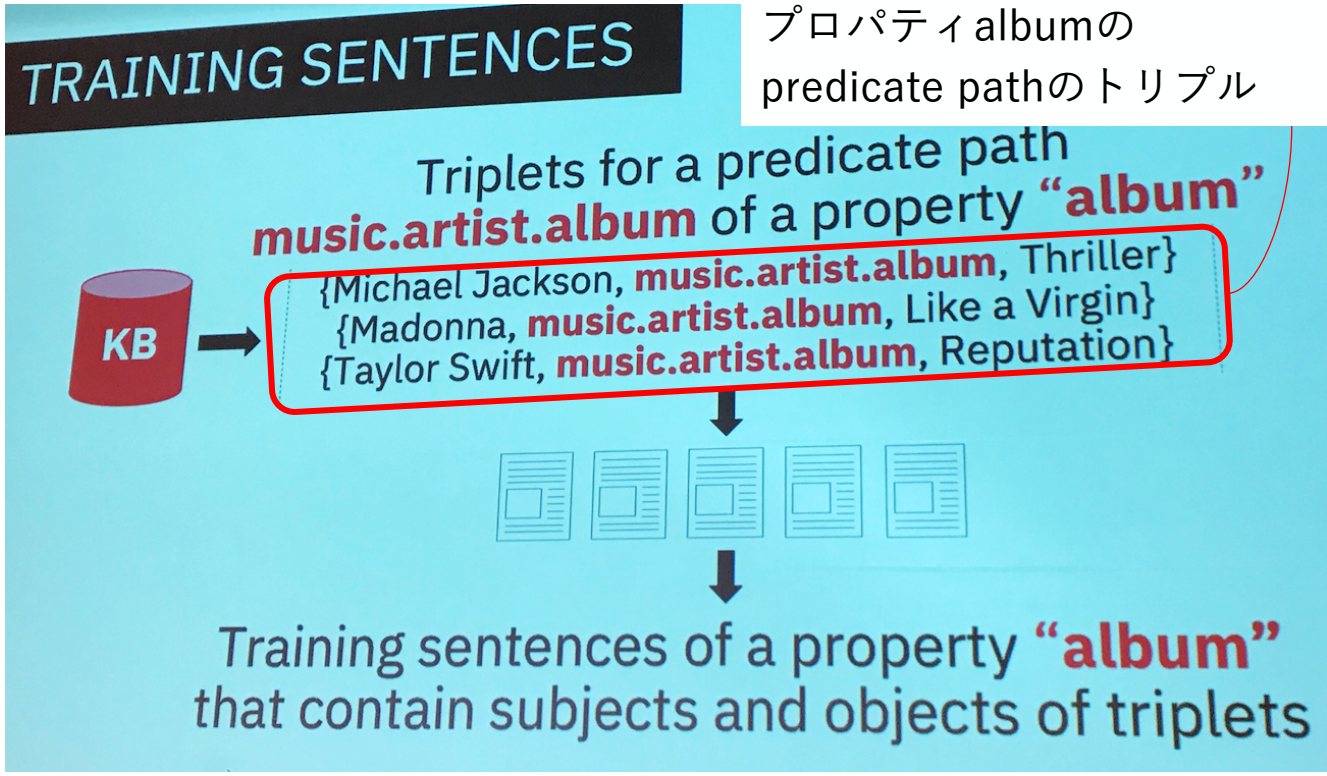
エンティティ(Michael Jackson)のプロパティ(album, track)を認定

[Imrattanatrai2019]

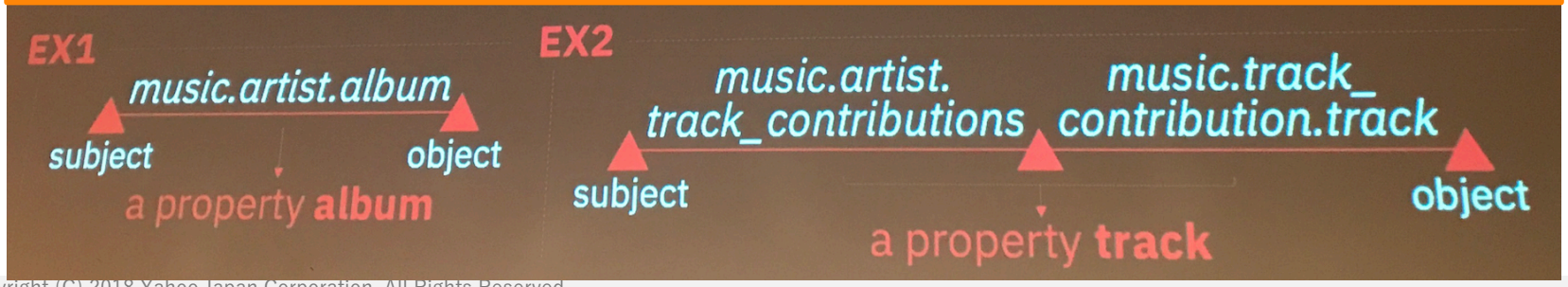
Identifying Entity Properties from Text with Zero-shot Learning(1/2)

- Predicate paths: knowledge base(KB) 内のトリプルをプロパティに相当するよう連結した連結述語
- KBからPredicate pathsの(連結述語)に対する主語と目的語を抽出、これらを含む文を学習に利用
- ゼロショット学習で訓練データにプロパティが直接現れない場合にも対応
- KGのプロパティの埋め込み方法はKGの異なる部分を用いて比較
- さらにエンティティのタイプを用いて精度を高めた

プロパティalbumの predicate pathのトリプル



Predicate paths(連結述語)の例. エンティティのプロパティ(album, track)に相当.



[Imrattanatrai2019]

Transparent, Scrutable and Explainable User Models for Personalized Recommendation(1/1)

Krisztian Balog (Google) , Filip Radlinski (Google) , Shushan Arakelyan (USC Information Sciences Institute)

transparentかつscrutableな推薦システム

- 説明性(explainability) (システムが認識しているユーザのpreferenceを本人に提示)
- 透明性(transparency) (推薦メカニズムでシステムがどのような推論をしているか偽りなくユーザに提示)
- scrutability (システムが認識したユーザのpreferenceをユーザ自身が直接編集して修正できる)

Table 3: Illustration of scrutability options for a summary preference statement in our user study.

(1) You like movies that are tagged as 'action', especially those that are tagged as 'sword fight', such as The Princess Bride.
(2) You like movies that are tagged as 'action', especially those that are tagged as 'sword fight'.
(3) You like movies that are tagged as 'action', such as The Princess Bride.
(4) You like movies that are tagged as 'action'.
(5) You like The Princess Bride.
(6) None of the above.

(1)あなたはプリンセスブライドストーリーのようにアクションタグのついた映画、とりわけ剣を使った戦い、というタグがついた映画が好きです

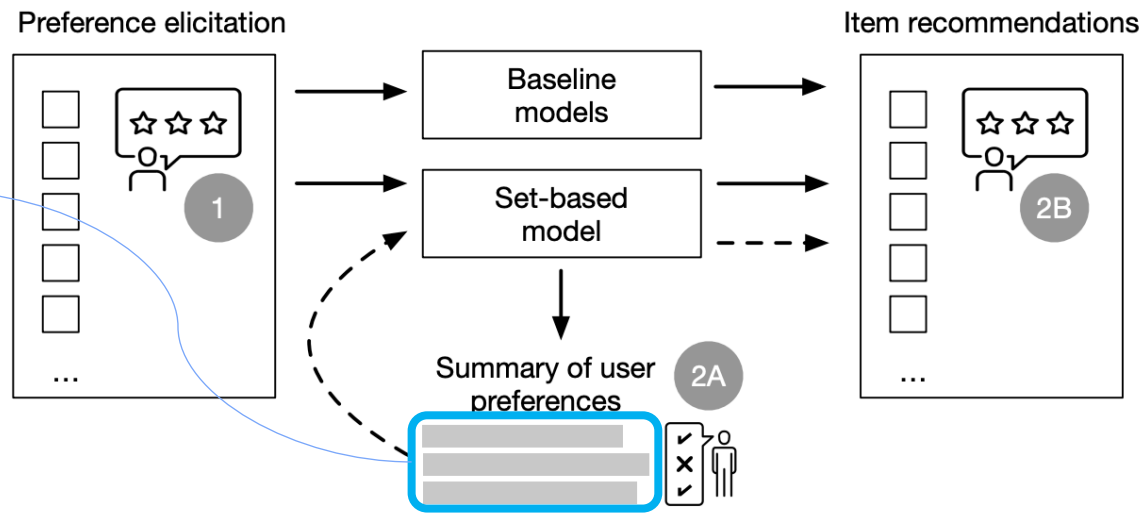


Figure 4: Experimental design for evaluating transparency and scrutability.

[Balog2019]p.271 Table 3, Figure 4

Transparent, Scrutable and Explainable User Models for Personalized Recommendation(1/2)

Transparency(透明性)

Table 5: User study item recommendation results.

Method	MRR	MAP	NDCG@5	NDCG@10
Baselines				
MostPopular	0.882	0.515	0.721	0.628
Item-kNN	0.479	0.245	0.452	0.364
BPR-SLIM	0.709	0.378	0.624	0.511
Set-based model				
Full transp., no priors	0.710	0.393	0.543	0.499
Full transp., priors	0.835	0.529	0.748	0.643
Partial transp., no priors	0.748	0.516‡	0.663‡	0.648‡
Partial transp., priors	0.866	0.554‡	0.782‡	0.670‡

where r_μ is the neutral rating. We also consider another variant with the popularity prior (cf. Eq. (20)) incorporated by way of multiplication.

透明性を備えながら従来システムと同等の性能.

＋Scrutability

Table 7: Scrutability results for the set-based model. We report on the fully transparent variant (k=5).

Method	MRR	MAP	NDCG@5	NDCG@10
Initial, no priors	0.710	0.393	0.543	0.499
Initial, w/ priors	0.835	0.529	0.748	0.643
Corrected, no priors	0.678	0.381	0.530	0.484
Corrected, w/ priors	0.855	0.532	0.751	0.645

Scrutabilityの効果を確認.

[Balog2019]p.272 Table 5, p.273 Table 7

③SIGIR2020に向けて

国内のコミュニティの動向

2017年12月, 初のACM SIGIRの支部が誕生

[名称] Tokyo ACM SIGIR Chapter
(ACM SIGIR東京支部)

[経緯] SIGIR2017(日本開催)の成功が奏功

[目的] 国内外の研究コミュニティの交流の促進
IR研究における日本のプレゼンス向上

[活動内容] SIGIR関連のイベント,会員向け情報発信等

[委員長] 上保秀夫(筑波大学)

[詳細情報] 公式ページ: http://sigir.jp/
twitter: https://twitter.com/acmsigirtokyo

会員登録 (無料):
http://sigir.jp/page/registration/

最近のイベント：

時期	イベント	説明
2020/1/16	POWIR 2020 Winter	SIGIR2020に向けたメンタリングワークショップ(会員限定)
2019/10/27	IR Reading 2019秋	SIGIR等の主要国際会議の論文読み会 http://sigir.jp/post/irreading_2019fall/

SIGIR 2020

回	第43回
会期	2020/7/25-30
開催地	Xi'an(西安), China
公式ページ	https://sigir.org/sigir2020/
公式Twitter	https://twitter.com/sigir2020/
CFP	https://easychair.org/cfp/sigir2020
フルペーパー概要登録〆切	2020.1.15
フルペーパー投稿〆切	2020.1.22
General Co-Chairs	Yi Chang(吉林大学) Xueqi Cheng(中国科学院) Jimmy Huang(ヨーク大学)
Vice Chair	Yiqun Liu(清華大学)
Program Co-Chairs	Jaap Kamps (アムステルダム大学) Vanessa Murdock (Amazon) Ji-Rong Wen (中国人民大学)

おわりに

SIGIR2019

- ✓ SIGIR2019は2019年7月にパリで開催，過去最多の1,025名が参加.
- ✓ 採択率約19.7%. 国別では投稿数，採択数とも中国がトップ.
- ✓ NN 関連の論文がさらに増加 (フルペーパーの約 73.8%，テクニカルセッションの約 95.5%).
- ✓ 推薦に関する論文が多い傾向が続く.

SIGIR2020に向けて

- ✓ SIGIR2020は来年7月に西安で開催.
- ✓ ACM SIGIR東京支部のメンタリングワークショップ(POWIR)は2020年1月に開催.

参考文献(1/5)

[Balog2019] Krisztian Balog, Filip Radlinski, Shushan Arakelyan: Transparent, Scrutable and Explainable User Models for Personalized Recommendation, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp.265-274 (2019)

[Clarke2008] Charles L.A. Clarke, et al. : Novelty and diversity in information retrieval evaluation, Proceedings of the 31st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, pp.659-666 (2008)

[Croft2019] W. Bruce Croft: The Importance of Interaction for Information Retrieval, http://www.sigir.org/sigir2019/slides/10.1145-3331184.3331185.pdf (accessed Nov 22, 2019)

[Drutsa2019] Alexey Drutsa, Greb Gusev, Eugene Kharitonov, Denis Kulemyakin, Pavel Serdyukov, Igor Yashkov: Effective Online Evaluation for Web Search, https://research.yandex.com/tutorials/online-evaluation/sigir-2019 (2019)

[Imrattanatrai2019] Wiradee Imrattanatrai, Makoto P. Kato, and Masatoshi Yoshikawa: Identifying Entity Properties from Text with Zero-shot Learning, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp.195-204 (2019)

[Kamishima2019] Toshihiro Kamishima: ML, DM, and AI Conference Map, http://www.kamishima.net/archive/MLDMAImap.pdf (accessed Nov 9, 2019)

参考文献(2/5)

[Keyaki2017] 欅 惇志: SIGIR2017参加(開催)報告-会議概要とニューラルネットな情報検索-, 第11回テキストアナリティクス・シンポジウム, http://www.ieice.org/~nlc/attachment/NLC20170908-SIGIR-2017-Keyaki.pdf (2017)

[Lamkhede2019] Sudarshan Lamkhede, Sudeep Das: Challenges in Search on Streaming Services: Netflix Case Study, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp.1371-1374 (2019)

[Lewis2017] Mike Lewis, Denis Yarats, Yann Dauphin, Devi Parikh, and Dhruv Batra: Deal or No Deal? End-to-End Learning of Negotiation Dialogues. In Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2017, Copenhagen, Denmark, September 9-11, pages 2443–2453. (2017)

[Manning2016] Christopher Manning: Natural Language Inference, Reading Comprehension and Deep Learning, https://nlp.stanford.edu/manning/talks/SIGIR2016-Deep-Learning-NLI.pdf (2016)

[Mitra2017] Bhaskar Mitra: Neu-IR 2017: welcome, https://www.slideshare.net/BhaskarMitra3/neuir-2017-welcome (2017)

[Nomoto2018HO] Masako Nomoto: SIGIR2018参加報告, 第20回人工知能学会インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会(SIG-AM-20-06)発表資料, https://must.c.u-tokyo.ac.jp/sigam/sigam20/sigam2006prm.pdf (2018)

参考文献(3/5)

[Oosterhuis2019] Harrie Oosterhuis, Rolf Jagerman, Maarten de Rijke, Unbiased Learning to Rank: Counterfactual and Online Approaches, http://ltr-tutorial-sigir19.isti.cnr.it/wp-content/uploads/2019/07/ULTR_SIGIR_tutorial.pdf (2019)

[Sakai2019] Tetsuya Sakai, Zhaohao Zeng: Which Diversity Evaluation Measures Are "Good"?, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp.595-604 (2019)

[Schmid2019] Cordelia Schmid: Automatic Understanding of the Visual World, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, p.3 (2019)

[SIGIR2016DL] Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval, https://dl.acm.org/citation.cfm?id=2911451 (2016)

[SIGIR2016HP] SIGIR2016, http://sigir.org/sigir2016/ (2016)

[SIGIR2017DL] Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3077136 (2017)

[SIGIR2017HP] SIGIR2017, http://sigir.org/sigir2017/ (2017)

参考文献(4/5)

[SIGIR2017OP] Arjen de Vries, Hang Li, Ryen White: ACM SIGIR 2017 - Opening - PC Chairs, https://www.slideshare.net/arjenpdevries/acm-sigir-2017-opening-pc-chairs (2017)

[SIGIR2018AC] ACM SIGIR 2018 Conference Organization: ACM SIGIR 2018 Accepted Papers, http://sigir.org/sigir2018/accepted-papers/ (2018)

[SIGIR2018DL] The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval, https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3209978 (2018)

[SIGIR2018HP] SIGIR2018, http://sigir.org/sigir2018/(2018)

[SIGIR2019DL] Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3331184 (2019)

[SIGIR2019HP] SIGIR2019, http://sigir.org/sigir2019/(2019)

[SIGIRLOC] SIGIR: List of SIGIR Locations and History, http://sigir.org/general-information/history/ (accessed Nov 19, 2019)

[TOIS]SIGIR: TOIS Presentation, http://sigir.org/conferences/tois-presentation/ (accessed Nov 19, 2019)

参考文献(5/5)

[Wang2019]Huazheng Wang, Sonwoo Kim, Eric McCord-Snook, Qingyun Wu, Hongning Wang: Variance Reduction in Gradient Exploration for Online Learning to Rank, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp.835-844 (2019)

[Zhang2019] Hongfei Zhang, Xia Song, Chenyan Xiong, Corby Rosset, Paul N. Bennett, Nick Craswell, Saurabh Tiwary: Generic Intent Representation in Web Search, Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp.65-74 (2019)

補足資料

SIGIR 2019関連資料について

SIGIR 2019公式ページのスケジュールページの各論文タイトルのリンク(一部は動画や発表スライドのリンクもあり)を会議から一年間は無料で閲覧できます.

http://www.sigir.org/sigir2019/program/schedule/

予稿 正誤表

予稿	誤	正	本資料の関連ページ
p.59 脚注11	[6]p.iii,[8]p.v	[5]p.iii,[6]p.iii,[7]p.iii,[8]p.v	p.24
p.60 図 4 キャプション	フルペーパーの著者の国別 分布 (SIGIR’16-’19)	フルペーパーの投稿論文の 著者の国別分布 (SIGIR’16-’19)	p.24

SIGIR2019: 日本の組織(企業)の参加例

企業	発表
mercari	[8B Hashing] (共著) Hao Zhang Supervised Hierarchical Cross-Modal Hashing
Rakuten	[Short Research Papers 1B: Recommendation and Evaluation] (共著) Tianyu Li, Item Recommendation by Combining Relative and Absolute Feedback Data
LINE	[Short Research Papers 2C: Search] (筆頭) Wataru Sakata, et al. FAQ Retrieval using Query-Question Similarity and BERT-Based Query-Answer Relevance
Yahoo Japan	
リクルート	
Cookpad	
デンソーアイティーラボラトリ	

SIGIR2019: 日本の組織(アカデミア)の参加例

組織	セッション	発表
京都大学	[2C] Knowledge and Entities	Wiradee Imrattanatrai, Makoto P. Kato (University of Tsukuba) , Masatoshi Yoshikawa
	[Short Research Papers 2C] Search	Wataru Sakata (LINE Corporation) , Tomohide Shibata, Ribeka Tanaka, Sadao Kurohashi
筑波大学	[2C] Knowledge and Entities	Wiradee Imrattanatrai (Kyoto University) , Makoto P. Kato, Masatoshi Yoshikawa (Kyoto University)
早稲田大学	[7A] Relevance and Evaluation 1	Tetsuya Sakai, Zhaohao Zeng
法政大学	[Workshop] NewsIR'19	Hirotaka Kawashima, Hiroyuki Fujishiro The diffusion of fake news through the "middle media" - contaminated online sphere in Japan
産業技術総合研究所	[Short Research Papers 3B] Recommendation and Evaluation	Kosetsu Tsukuda, Satoru Fukayama, Masataka Goto ABCPRec: Adaptively Bridging Consumer and Producer Roles for User-Generated Content Recommendation

SIGIR2017 タグクラウド

Full paper タイトル タグクラウド

[Keyaki2017]p.18

ACM Digital Library ダウンロード数ランキング(1/4)

downloads	session	title	備考
404	9C Learning to Rank 2	(404) Variance Reduction in Gradient Exploration for Online Learning to Rank	Award: Best Paper Award
399	3B Interpretability and Explainability	(399) Transparent, Scrutable and Explainable Use Models for Personalized Recommendation (Google, USC Information Sciences Institute)	
367	2A Question Answering	(367) Answering Complex Questions by Joining Multi-Document Evidence with Quasi Knowledge Graphs	
341	1C Search Intents	(341) Generic Intent Representation in Web Search	
309	7C Recommendations 2	(309) CTRec: A Long-Short Demands Evolution Model for Continuous-Time Recommendation	

※数字は2019年10月13日23:00時点のダウンロード数

ACM Digital Library ダウンロード数ランキング(2/4)

downloads	session	title	備考
302	3A Recommendation1	(302) Interact and Decide: Medley of Sub-Attention Networks for Effective Group Recommendation	
301	9A Fashion Match	(301) Personalized Fashion Recommendation with Visual Explanations based on Multimodal Attention Network: Towards Visually Explainable Recommendation	
297	1A Learning to Rank	(297) A General Framework for Counterfactual Learning-to-Rank	
290	2B Collaborative Filtering	(290) Neural Graph Collaborative Filtering	Neural Graph Collaborative Filtering (NGCF)
280	3B: Interpretability and Explainability	(280) A Capsule Network for Recommendation and Explaining What You Like and Dislike	

※数字は2019年10月13日23:00時点のダウンロード数

ACM Digital Library ダウンロード数ランキング(3/4)

downloads	session	title	備考
256	3B Interpretability and Explainability	(256) Reinforcement Knowledge Graph Reasoning for Explainable Recommendation	
239	8B Hashing	(239) Online Multi-modal Hashing with Dynamic Query-adaption	Award: Best Paper Honorable Mention
237	2C Knowledge and Entities	(237) Identifying Entity Properties from Text with Zero-shot Learning	
236	7A Relevance and Evaluation 1	(236) Which Diversity Evaluation Measures Are "Good"?	

※数字は2019年10月13日23:00時点のダウンロード数

ACM Digital Library ダウンロード数ランキング(4/4)

downloads	session	title	備考
236	1A Learning to Rank 1	(236) To Model or to Intervene: A Comparison of Counterfactual and Online Learning to Rank from User Interactions	
224	4B Queries	(224) Context Attentive Document Ranking and Query Suggestion	
223	7B Multilingual and Cross-modal Retrieval	(223) Scalable Deep Multimodal Learning for Cross-Modal Retrieval	

※数字は2019年10月13日23:00時点のダウンロード数