

ユーザインタフェース Crowdsourcing / Human Computation

Slides by 小山 裕己



Schedule

- 6/7 Design and Evaluation
- 6/14 Selected Topics, 課題出題
- 7/21 User Centered Design by Nolwenn Maudet
- 6/28 Interactive Computer Graphics, 課題構想発表
- 7/5 Crowd Sourcing and Human Computation
- 7/9 課題レポート締切 (深夜)
- 7/12 課題成果発表

1人3分。デモを交えて説明。テストの結果についても。

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース

今日の講義の目標

- 言葉の概念を知る
 - Human Computation とは?
 - Crowdsourcing とは?
- この分野の最近の研究を眺める
 - 何となく雰囲気をつかむ

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース

Overview

- Why human? (10 min)
 - Advanced Chess
 - Dr.Wallet
- 言葉の定義 (15 min)
 - Human Computation
 - タスク埋め込み
 - reCAPTCHA
 - Gamification
 - ESP game
 - Foldit
 - Crowdsourcing
 - Microtask
 - Volunteer
 - Competition
 - Expert project
 - Platforms
 - Amazon Mechanical Turk
- Collective Intelligence
 - Crowdsourced Human Computation (20 min)
 - TurkKit
 - Soylent
 - VizWiz
 - Crowds in two seconds
 - Gینگold et al. 2012
 - Crowdsourcing x 機械学習 (15 min)
 - Body Talk
 - Attribit
 - Semantic shape editing
 - Illustration similarity
 - Mirror Mirror
 - VisDgt Slider
 - 機械学習としての定式化 (15 min)
 - Learning to rank
 - Distance metric learning
- 自分の研究紹介 (15 min)
 - Sequential line search
 - まとめ (5 min)

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース

なぜ人間？

人間の賢さをうまく活用すると
機械だけでは難しい問題が解決できるようになる

人間でしかできないタスクの例

- 好み・美的感覚に基づく判断。
- 特定の集団の要求を満たしたい場合。
- 知識や常識に基づく判断。
- 人工知能や機械学習がまだ対応できていない知的判断。
 - 計算機に扱える形で定式化できていない
 - 定式化はできているがデータが十分に集められない



「全自動」家計簿アプリ
 筑波大学発 スタートアップ
 CEO黒崎さん (1991年生まれ)
 競合アプリの中で最高の認識精度

オペレーターが登録、導入的！
日本一正確に簡単にデータ化！
 スマホのカメラでレシートを撮影するだけで、レシート内容をシステムが認識することが出来ます。個人情報が保護された状態でデータ化が可能。
 オペレーターが登録で、丁寧に手作業で入力するため、誤認識データは正確です。誤りレシートは削除されて別のオペレーターにより処理されるため、精度が非常に高いシステムを構築しています。

関連国際会議

- CHI, UIST:
 - データマイニング
- ヒューマンコンピュータインタラクション
 - NIPS, ICML:
 - 機械学習
- AAAI, IJCAI:
 - SIGGRAPH:
 - コンピュータグラフィクス
- 人工知能
- HCOMP:
 - ヒューマンコンピューテーション
- KDD:

言葉の定義：
Human Computation

定義：Human Computation

- "...a paradigm for utilizing human processing power to solve problems that computers cannot yet solve."
- 人間を明確に計算資源とみなし、システムやアルゴリズムに組み込むことで、効果的に問題解決を行うこと

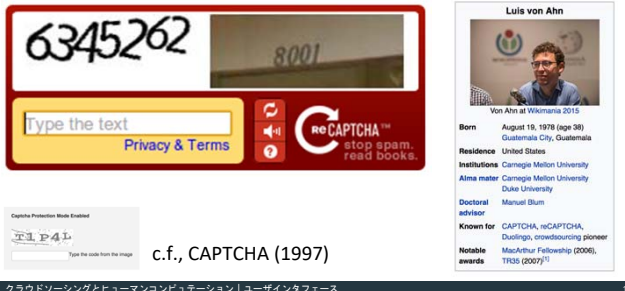


von Ahn, L. Human Computation. Doctoral Thesis. UMI Order Number: AAI3205378, CMU, (2005).

Human Processors の確保方法

- タスク埋め込み
 - 例：reCAPTCHA (2007)
 - ゲーミフィケーション
 - 例：ESP Game (2004)
 - 例：Foldit (20XX)
 - クラウドソーシング
 - 後述
- 人間は暇ではないので、計算をしてもらうには何らかの動機付けが必要

タスク埋め込み：reCAPTCHA (2007)



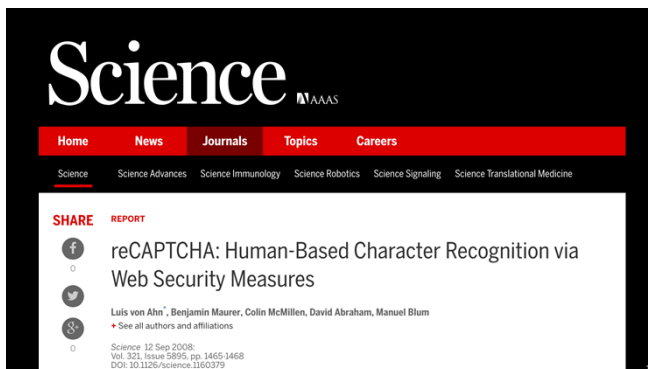
Von Ahn at Wikimania 2015
 Born August 16, 1979 (age 38)
 Quetzaltenango City, Guatemala
 Residence United States
 Institutions Carnegie Mellon University
 Alma mater Duke University
 Doctoral advisor Manuel Blum
 Known for CAPTCHA, reCAPTCHA, Duolingo, crowdsourcing pioneer
 Notable Masterful Fellowship (2006),
 awards TRUS (2007)¹

c.f., CAPTCHA (1997)

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 13

タスク埋め込み：reCAPTCHA (2007)

- 「人間かどうかの判定」という既存のタスク (= CAPTCHA) に、文字認識タスクを非明示的に埋め込む
 - 人間を「精度の良い文字認識器」とみなしたシステム設計
 - 2009年に Google が買収
 - 「ニューヨーク・タイムズが持つ記事アーカイブの電子化」に利用されており、そのうちの「約20年分のデジタル化を2、3ヶ月で完了」させた
- クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 14



Science AAAS

Home News Journals Topics Careers

Science Science Advances Science Immunology Science Robotics Science Signaling Science Translational Medicine

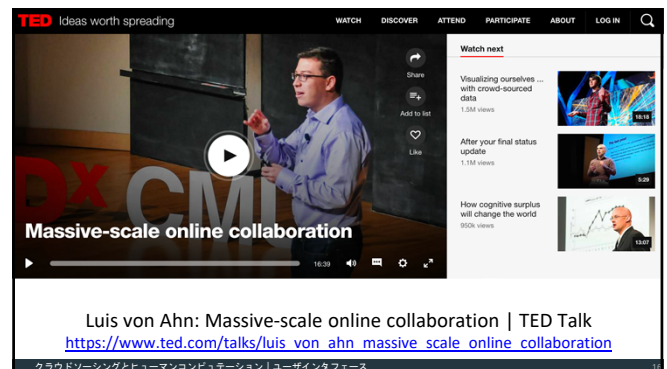
SHARE REPORT

reCAPTCHA: Human-Based Character Recognition via Web Security Measures

Luis von Ahn¹, Benjamin Maurer, Colin McMillen, David Abraham, Manuel Blum
 + See all authors and affiliations

Science 12 Sep 2008;
 Vol. 321, Issue 5895, pp. 1465-1468
 DOI: 10.1126/science.1160279

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 15



TED Ideas worth spreading WATCH DISCOVER ATTEND PARTICIPATE ABOUT LOG IN

Watch next
 Visualizing ourselves ... with crowd-sourced data 1,248 views
 After your final status update 1.1M views
 How cognitive surplus will change the world 950K views

Massive-scale online collaboration
 16:39

Luis von Ahn: Massive-scale online collaboration | TED Talk
https://www.ted.com/talks/luis_von_ahn_massive_scale_online_collaboration

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 16

ゲーミフィケーションによる Human Processors の確保

- タスクをゲーム化 (gamification) する
 - 遊ぶ目的で human processors がタスクを実行してくれる
 - 代表例：
 - ESP Game (2004)
 - Foldit (2008 —)
- クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 17

代表例：ESP Game (2004)



残り時間 0:30 ESP ゲーム スコア 2000

禁止ワード MAN BEARD HAT

あなたの回答

次のお着せ方を教えてください

送信する

タグ付けしたい写真

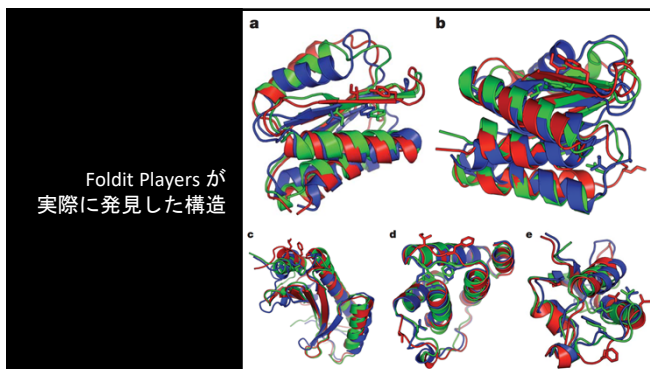
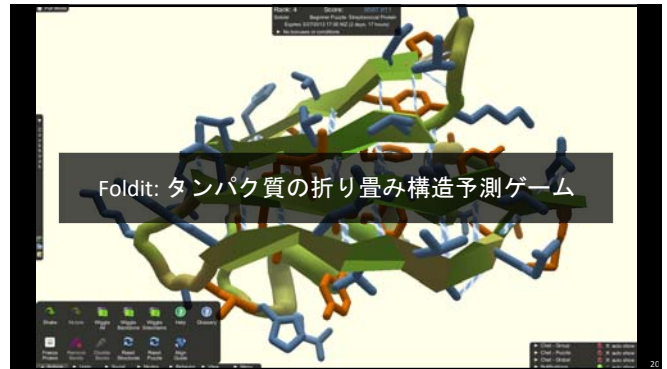
連想される単語を回答

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 18

代表例：ESP Game (2004)

- ルール
 - 2人のプレイヤーに、画像から連想される単語を回答させる
 - もし回答が一致していたら点数をもらえる
- 「画像のタグ付け」というタスクをゲーム化
 - 画像検索の精度向上、機械学習の学習データ、...

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータ | ユーザインタフェース



言葉の定義： Crowdsourcing

定義：Crowdsourcing (2006)

“Crowdsourcing is the act of taking a job traditionally performed by a designated agent (usually an employee) and outsourcing it to an undefined, generally large group of people in the form of an open call.”

Crowdsourcing = Crowds + Outsourcing

Jess Howe. Crowdsourcing: A Definition. 2006. http://crowdsourcing.typepad.com/cs/2006/06/crowdsourcing_a.html

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータ | ユーザインタフェース

クラウドソーシングの定義

インターネット越しに待機している**不特定多数の群衆 (crowd)** にタスクを**外注 (outsourcing)** する仕組み

初出 : <http://www.wired.com/2006/06/crowds/> (2006)

情報系におけるクラウドソーシングの研究動向

※ The ACM Guide to Computing Literature を用いて論文数を推定

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタラクション | ユーザインタフェース

クラウドソーシング 4 つの方式

クラウドソーシング 4 つの方式

コンペティション型

- デザイン作品 (e.g. ロゴ) を公募
- 優れた作品にだけ報酬

クラウドソーシング 4 つの方式

コンペティション型

- デザイン作品 (e.g. ロゴ) を公募
- 優れた作品にだけ報酬

エキスパート型

- 短期 (e.g. 1ヶ月) のプロジェクトに関わる労働力を公募
- 専門家 (e.g. プログラマ, デザイナ)

クラウドソーシング 4 つの方式

コンペティション型

- デザイン作品 (e.g. ロゴ) を公募
- 優れた作品にだけ報酬

エキスパート型

- 短期 (e.g. 1ヶ月) のプロジェクトに関わる労働力を公募
- 専門家 (e.g. プログラマ, デザイナ)

ボランティア型

- 無報酬の労働力を公募
- 労働者の強い動機付けが必要

クラウドソーシング 4つの方式

コンペティション型 <ul style="list-style-type: none"> デザイン作品 (e.g. ロゴ) を公募 優れた作品にだけ報酬 	エキスパート型 <ul style="list-style-type: none"> 短期 (e.g. 1ヶ月) のプロジェクトに関わる労働力を公募 専門家 (e.g. プログラマ, デザイナ)
ボランティア型 <ul style="list-style-type: none"> 無報酬の労働力を公募 労働者の強い動機付けが必要 	マイクロタスク型 <ul style="list-style-type: none"> 誰でもできる簡単なタスク 数秒で終わる内容を数円で発注 いつでも安価に大量に発注可能

※クラウドソーシングの4つの方式は、それぞれ異なるプラットフォームで提供されています。

クラウドソーシング 4つの方式

 コンペティション型 <ul style="list-style-type: none"> デザイン作品 (e.g. ロゴ) を公募 優れた作品にだけ報酬 	エキスパート型 <ul style="list-style-type: none"> 短期 (e.g. 1ヶ月) のプロジェクトに関わる労働力を公募 専門家 (e.g. プログラマ, デザイナ)
ボランティア型 <ul style="list-style-type: none"> 無報酬の労働力を公募 労働者の強い動機付けが必要 	マイクロタスク型 <ul style="list-style-type: none"> 誰でもできる簡単なタスク 数秒で終わる内容を数円で発注 いつでも安価に大量に発注可能

※クラウドソーシングの4つの方式は、それぞれ異なるプラットフォームで提供されています。

ランサーズ「システム開発・運用」カテゴリより

エキスパート型クラウドソーシングの例

「科学に貢献したい」というモチベーションを利用

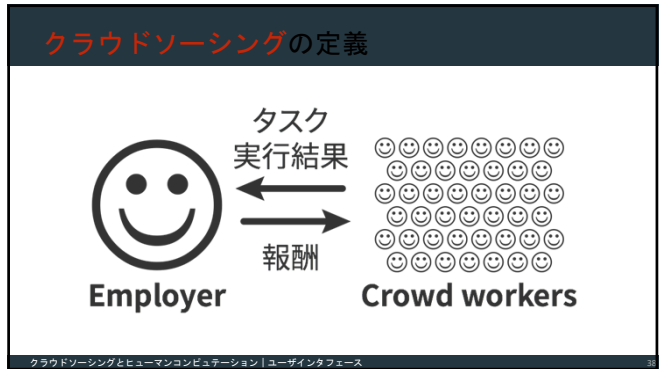
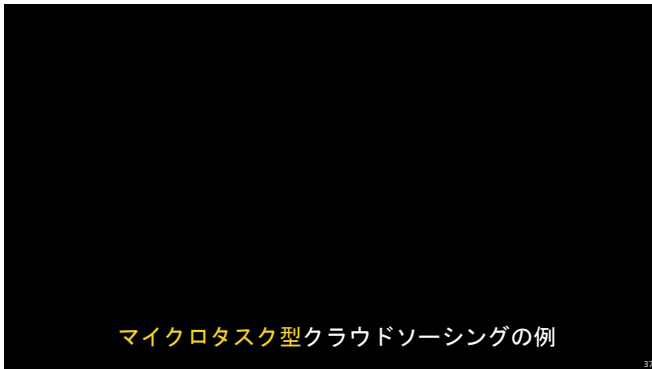
ボランティア型クラウドソーシングの例

「社会に貢献したい」というモチベーションを利用

ボランティア型クラウドソーシングの例

マイクロタスク型クラウドソーシングの例

マイクロタスク型クラウドソーシングの例




- ### Crowdsourcing Platforms
- エキスパート型
 - Upwork [旧名: oDesk]
 - マイクロタスク型
 - Amazon Mechanical Turk
 - CrowdFollower

- ### Amazon Mechanical Turk (2005—)
- 最も有名な Crowdsourcing platform
 - Amazonが提供するウェブサービスの一つ
 - 最近、米国外からも利用可能になった
- 

Requester	HIT Expiration Date	Time Allotted	Reward	HITs Available
Requester: Chris Callison-Burch	Dec 22, 2019 (127 weeks 6 days)	60 minutes	\$0.25	3188
Requester: Coosim	Jul 13, 2017 (4 days 9 hours)	60 minutes	\$0.03	2723
Requester: Sean C	Jul 12, 2017 (3 days 6 hours)	60 minutes	\$0.01	2116
Requester: James Hays Lab	Jul 18, 2017 (1 week 2 days)	30 minutes	\$0.05	2092


James Hays
Associate Professor
School of Interactive Computing, College of Computing,
Georgia Institute of Technology




My research interests span computer vision, computer graphics, robotics, and machine learning. My research focuses on using "Internet-scale" data and crowd-sourcing to improve scene understanding and allow smarter image synthesis and manipulation. I am the recipient of the Alfred P. Sloan Fellowship and the NSF CAREER award.

Before joining Georgia Tech, I was the Manning Assistant Professor of Computer Science at Brown University. I was a postdoc at MIT with **Antonio Torralba**, completed my Ph.D. at Carnegie Mellon University with **Alexei Efros**, and received my B.S. from Georgia Tech.

contact
email: hayes@gatech.edu
office: 315 CCB building
Office hours: Wed, Fri 1-2
mail: Rox Atlantic Drive
Atlanta, GA 30332-0280





SIGGRAPH 2016

Amazon Mechanical Turk の主な用途

■ 研究目的

- 機械学習用のデータセット作成
- 大規模社会実験・心理実験
- 大規模ユーザスタディ
 - A. Kittur, E. H. Chi, and B. Suh. 2008. Crowdsourcing user studies with Mechanical Turk. In Proc. CHI '08. pp.453-456.

■ 営利目的

- 機械学習用のデータセット作成
- 市場調査のためのアンケート収集
- データ整形・データ加工
 - Amazonの商品ページ情報の整理

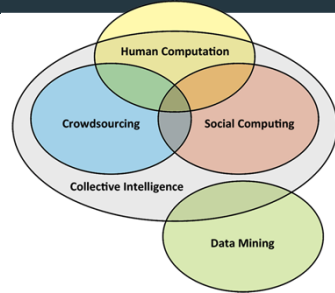
クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース

余談：一方日本は...

<p>【1】記事「1000文字」ドコモに関してのお便りも掲載 [2017/07/23]</p> <p>URL: クラウドワークス オペレーター: ian@hnmh</p> <p>うちのは仕事ができない1話の感想を載せて下さい [2017/07/23]</p> <p>URL: クラウドワークス オペレーター: akira</p> <p>【2】世界中、未読のメール 簡単な作業をマイペースで出来ます！ [2017/07/23]</p> <p>URL: クラウドワークス オペレーター: genkayuki</p> <p>公開情報6,000円分初心者大歓迎の書き取り [2017/07/23]</p> <p>URL: クラウドワークス オペレーター: anagae_anne</p> <p>10,000円 【お勉強の文字起こし】YouTube動画（1本5分程度）の文字起こし 【初心者歓迎！】 [2017/07/14]</p> <p>URL: クラウドワークス オペレーター: anaka03</p> <p>ネット上で簡単！ 購入代行サービス [2017/07/10]</p> <p>URL: クラウドワークス オペレーター: jka013</p>	<p>← Yahoo! クラウドソーシング</p> <p>他の有名サービス - ランサーズ - クラウドワークス</p>
--	--

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース

参考：言葉の関係の解釈例



Collective Intelligence: "... groups of individuals doing things collectively that seem intelligent."

注意：定義によって、必ずしもこんなに綺麗に図示できるわけではない

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース

集団的知性

この記事は大量社説的な記述になっています。
Wikipedia:大言壮語をしないを参考に修正して下さい。(2018年9月)

集団的知性（しゅうだんてきせい、英語：Collective Intelligence、CI）は、多くの個人の協力と競争の中から、その集団自体に知能、精神が存在するのように見える知性である。Peter Russell（1983年）、Tom Atlee（1993年）、Howard Bloom（1995年）、Francis Heylighen（1995年）、ダグラス・エンゲルバート、Ciff Joslyn、Ron Dembo、Gottfried Mayer-Kress（2003年）らが理論を構築した。

集団的知性は、細菌、動物、人間、コンピュータなど様々な集団の意思決定の過程で発生する。集団的知性の研究は、社会学、計算機科学、集団行動の研究^[1]などに属する。

Tom Atlee らは、Howard Bloom が「グループQ」と呼んだものから一歩進み、人間の集団的知性に研究の焦点をあてている。Atlee は集団的知性を「集団思考（集団意識）や個人の認知バイアスに打ち勝って集団が協調し、より高い知的能力を発揮するための」とも主張している。

集団的知性研究のバイオニアである George Por は、集団的知性現象を「協調と革新を通してより高次の複雑な思考、問題解決、統合を勝ち取りえる、人類コミュニティの能力」と定義している^[2]。Tom Atlee と George Por は「集団的知性は、関心をひとつに集中し、適切な行動を選択するための基準を形成する能力がある」と述べている。彼らのアプローチは **Scientific Community Metaphor** を起源としている。



都市や文明といったものも、多くの「個」により形成される集団的知性と云う見方が出来る

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース

Human Computation を Microtask-Based Crowdsourcing で 実装する

Human Computation ∩ Crowdsourcing

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース

Crowdsourced Human Computation

関数呼び出し
戻り値

Processor Human processors

- Human processors をマイクロタスク型クラウドソーシングによって安価に・大量に・オンデマンドに雇い、簡単な計算をしてもらう
- 関数呼び出しとして人間にタスクを投げ、戻り値として結果を受け取る

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 45

```

ideas = []
for (var i = 0; i < 5; i++) {
  idea = mturk.prompt(
    "What's fun to see in New York City?
    Ideas so far: " + ideas.join(", ")
  );
  ideas.push(idea);
}
ideas.sort(function (a, b) {
  v = mturk.vote("Which is better?", [a, b]);
  return v == a ? -1 : 1;
});
    
```

TurKit (2010) アルゴリズムに人間を埋め込むことができる開発実行環境

Greg Little, Lydia B. Chilton, Max Goldman, and Robert C. Miller. 2010. TurKit: human computation algorithms on mechanical turk. In Proc. UIST '10). pp.57-66.

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 55

Soylent

A Word Processor with a Crowd Inside

Michael S. Bernstein msbernst@csail.mit.edu

Greg Little, Robert C. Miller, David R. Karger, David Crowell, Katrina Panovich
Bjoern Hartmann
Mark Ackerman

VizWiz (2010) 盲人のためのスマホアプリ

目の前にあるものについて、写真と音声で質問すると、crowdsがその返答をすぐにくれる

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション

Retainer Model for Real-Time Crowdsourcing (2011)

必要になった瞬間から数秒以内にクラウドがレスポンスするように、あらかじめ「手付金」を払っておき待機しておいてもらう

Figure 2. For retainer times under ten minutes, a majority of workers responded to the alert within two seconds and three-quarters responded within three seconds. N=1442.

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 53

Human Computation による画像理解手法 [Gingold et al. 2012]

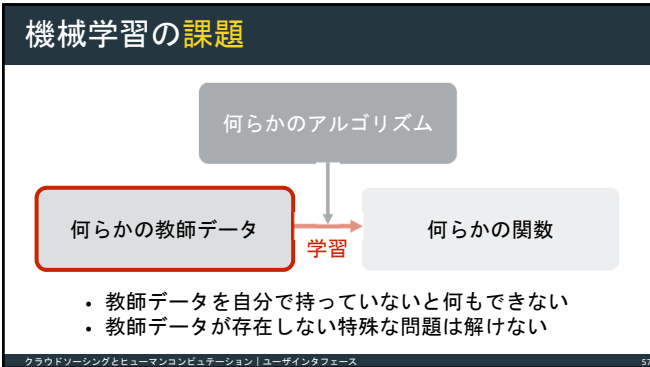
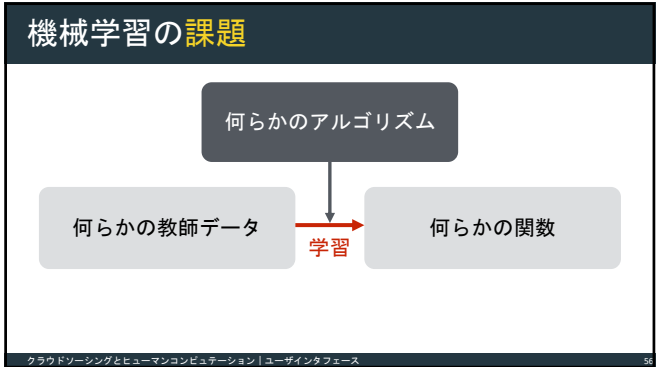
考え方：分割統治

元画像 推定した奥行き画像

マイクروتタスク

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 54

クラウドソーシング x 機械学習

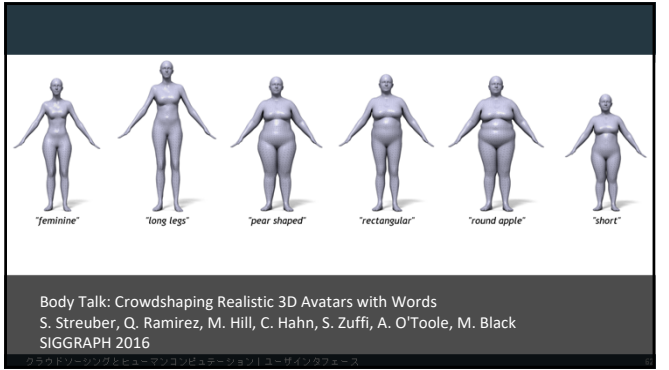


クラウドソーシング活用のメリット

- ## クラウドソーシング活用のメリット
- 必要な教師データを**新規に生成**できる
 - ・ 適切なデータが手元になくても機械学習を適用できる
- クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

- ## クラウドソーシング活用のメリット
- 必要な教師データを**新規に生成**できる
 - ・ 適切なデータが手元になくても機械学習を適用できる
 - 人間の**認知・好み**に関する教師データを生成できる
 - ・ 認知・好みという特殊な問題に機械学習を適用できる
- クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

クラウドソーシングと機械学習を活用したコンピュータグラフィックス研究事例



Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

- 概要：人間の体型と言葉(描写)の関係をモデル化

Stephan Streuber, M. Alejandra Quirós-Ramírez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 44 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2807924.2807981>

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

- 人間の体型モデルSMPL [Loper+15] (8次元) を活用

SMPL Model:
Principal Components for Male Shape

Stephan Streuber, M. Alejandra Quirós-Ramírez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 44 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2807924.2807981>

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

- クラウドソーシングによる教師データの収集

男女各128の体型に対してそれぞれ少なくとも15 ratingsを収集

Stephan Streuber, M. Alejandra Quirós-Ramírez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 44 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2807924.2807981>

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

- 定式化：単純な線形回帰
 - 二乗誤差を最小化
 - <http://bodytalk.is.tue.mpg.de/>

Regression coefficients (これを学習する)

$$Y = XB + \epsilon$$

人間の形状 (PCA-based, 8次元) SMPL [Loper+15]

(Crowdsourcingで得られた) 各wordのrating情報

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

■ 言葉 (描写) から体型を推定した結果

Words to Shape Estimation

Original Words

Error(mm)
0
>10

Stephan Strubler, M. Alejandra Quiros-Ramirez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 24 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2897824.2925981>

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

■ 言葉 (描写) から体型を推定した結果

Reconstruction Accuracy

RE Scores (mm)

male model female model

random average only weight only height only words height weight words height weight

Just Words Words, Height & Weight

だいたい1cmの精度

Stephan Strubler, M. Alejandra Quiros-Ramirez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 24 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2897824.2925981>

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

■ 応用 : 写真 1 枚から人体の三次元モデルをスキャン

Ratings on Mechanical Turk

Stephan Strubler, M. Alejandra Quiros-Ramirez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 24 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2897824.2925981>

Body Talk: Crowdshaping Realistic 3D Avatars with Words

■ 応用 : 写真 1 枚から人体の三次元モデルをスキャン

Stephan Strubler, M. Alejandra Quiros-Ramirez, Matthew Q. Hill, Carina A. Hahn, Silvia Zuffi, Alice O'Toole, and Michael J. Black. 2016. Body talk: crowdshaping realistic 3D avatars with words. ACM Trans. Graph. 35, 4, Article 24 (July 2016), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2897824.2925981>

Attribit: Content Creation with Semantic Attributes

S. Chaudhuri, E. Kalogerakis, S. Giguere, and T. Funkhouser
UIST 2013

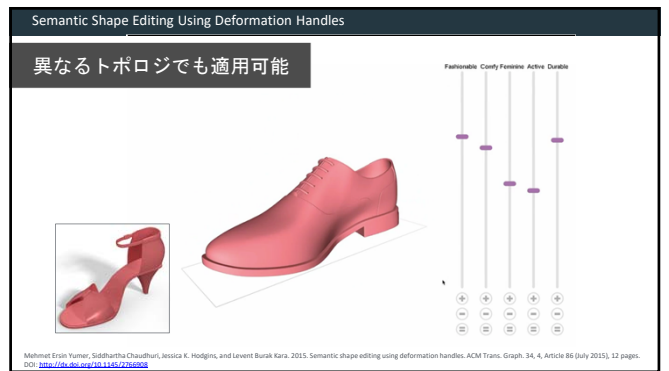
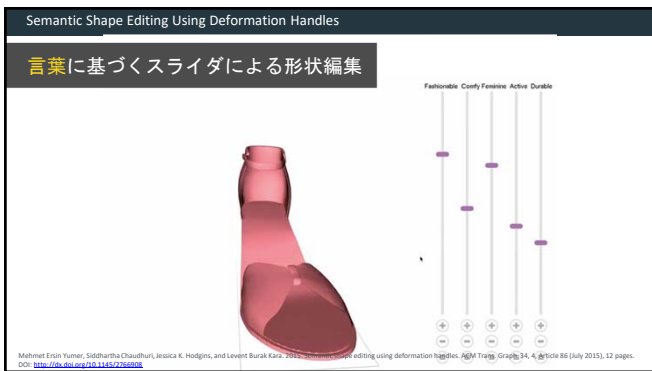
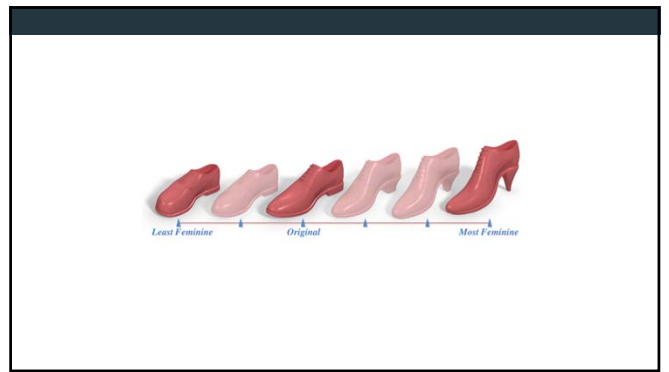
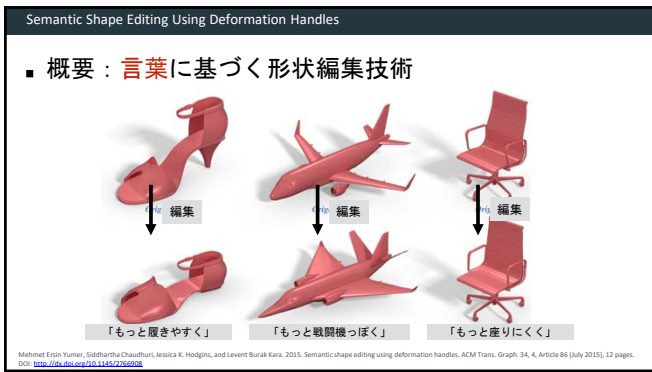
Siddhartha Chaudhuri, Evangelos Kalogerakis, Stephen Giguere, and Thomas Funkhouser. 2013. Attribit: content creation with semantic attributes. In Proceedings of the 26th annual ACM symposium on user interface software and technology (UIST '13). ACM, New York, NY, USA, 293-302. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2500188.2500200>

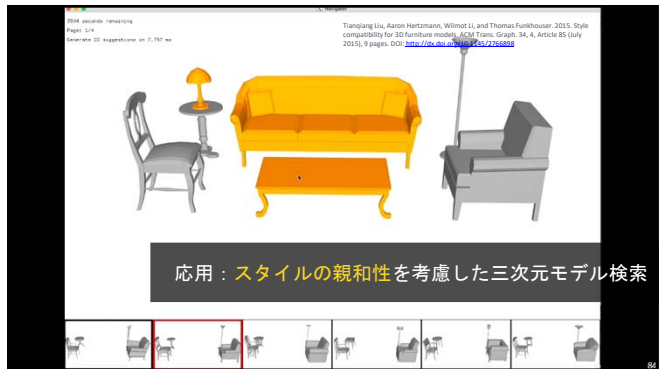
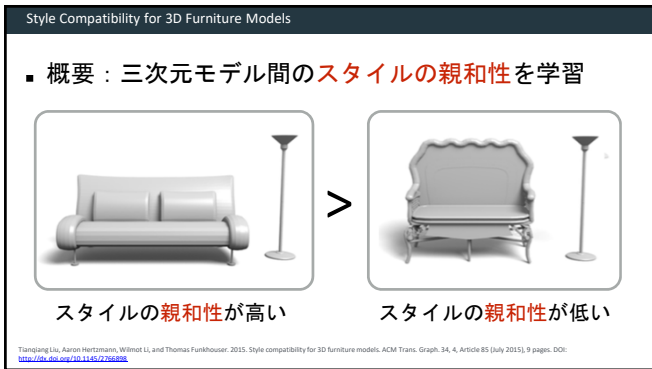
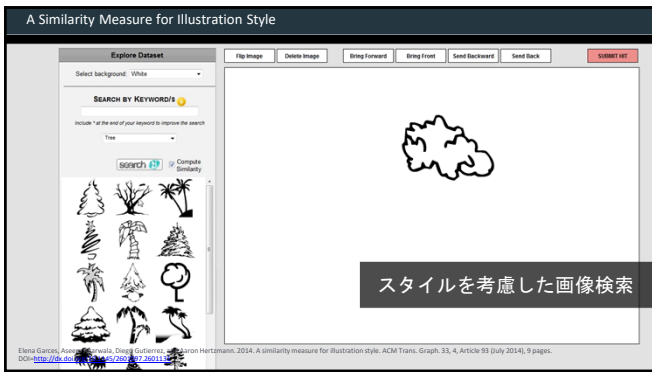
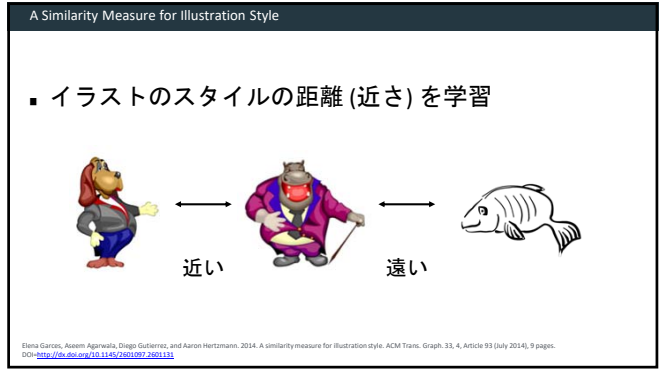
Attribit: Content Creation with Semantic Attributes

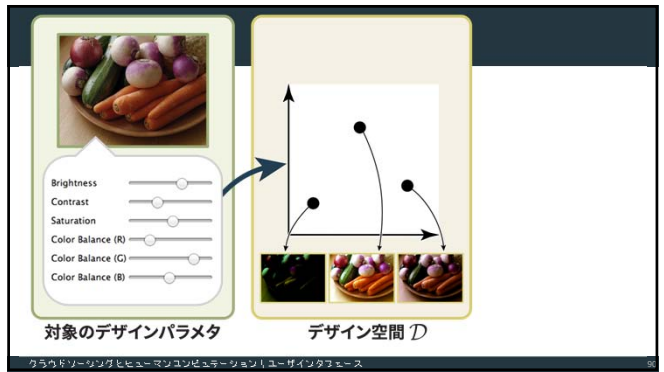
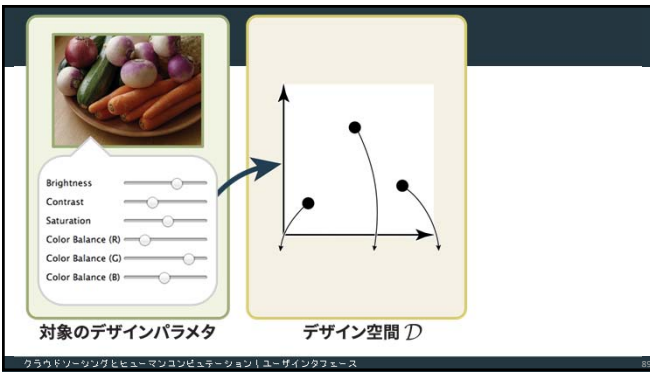
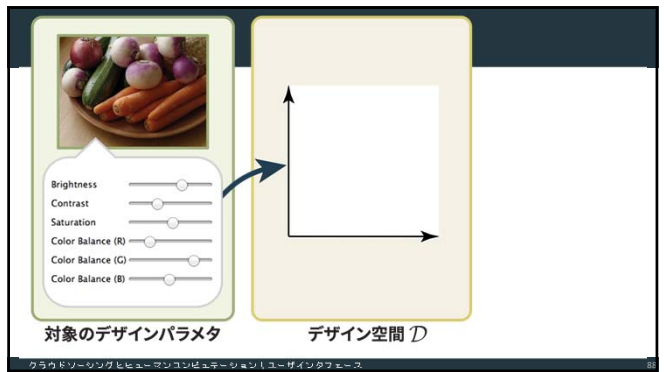
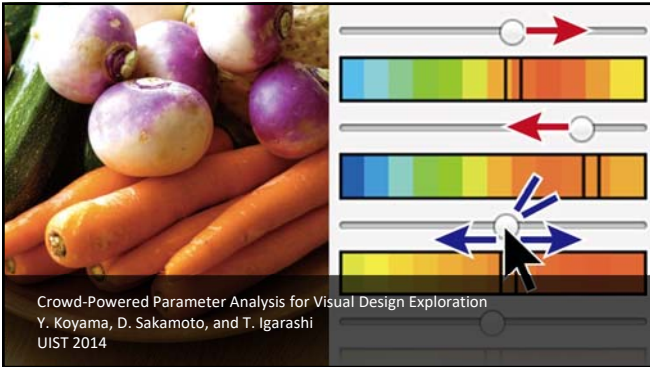
■ 概要 : 三次元形状と言葉の関係性をモデル化

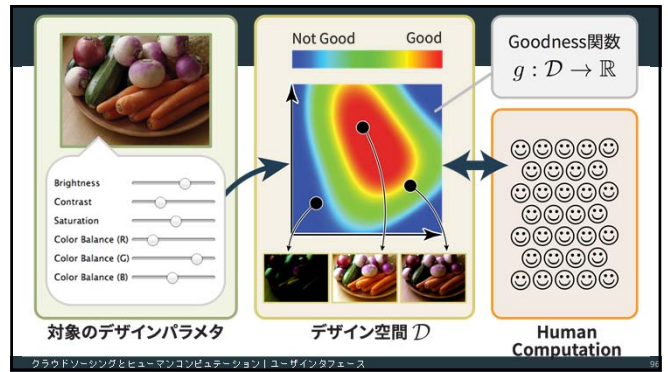
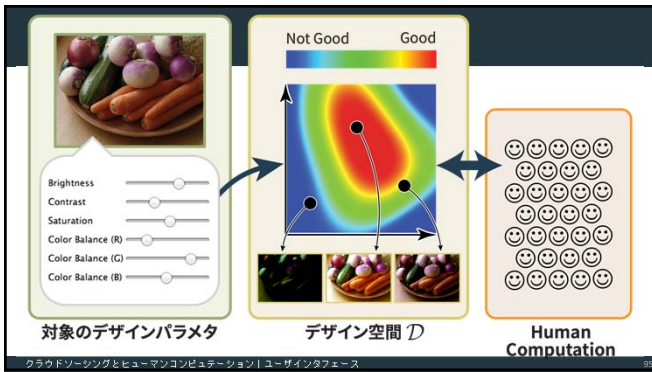
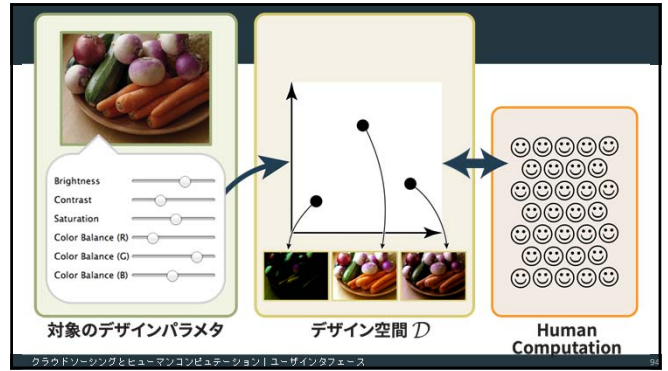
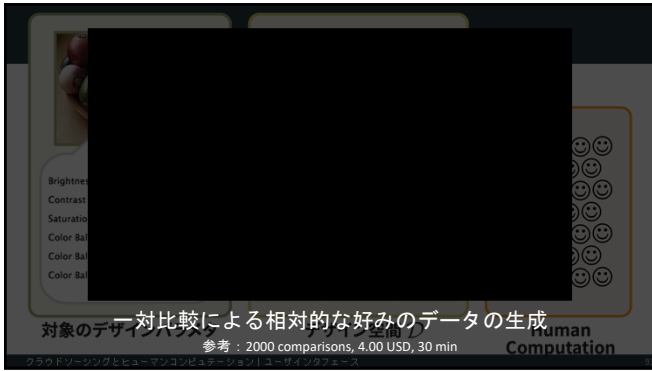
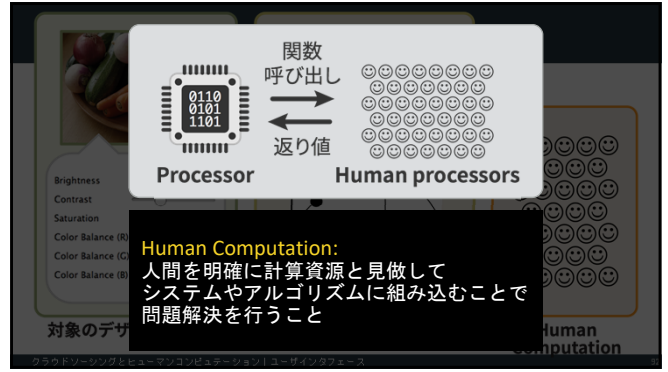
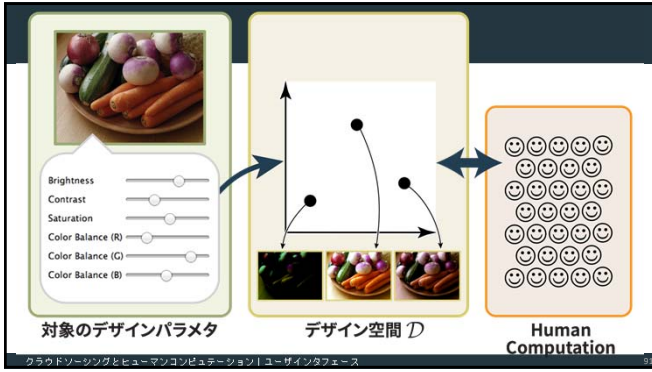
より「怖く」ない より「怖い」

Siddhartha Chaudhuri, Evangelos Kalogerakis, Stephen Giguere, and Thomas Funkhouser. 2013. Attribit: content creation with semantic attributes. In Proceedings of the 26th annual ACM symposium on user interface software and technology (UIST '13). ACM, New York, NY, USA, 293-302. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2500188.2500200>









VisOpt Slider

Use Visualization Use Optimization

Brightness: 0.50
 Contrast: 0.50
 Saturation: 0.50
 Color Balance (Red): 0.50
 Color Balance (Green): 0.50
 Color Balance (Blue): 0.50

VisOpt Slider

- パラメタの良し悪しの可視化機能
- 対話的な最適化機能

写真の色調 (6D)

CG物体のマテリアル設定 (8D)

CGのカメラとライト (8D)

CGアバター の表情編集 (53D)

Mirror Mirror: Crowdsourcing Better Portraits
 J.-Y. Zhu, A. Agarwala, A. A. Efros, E. Shechtman, and J. Wang
 SIGGRAPH Asia 2014

Mirror Mirror: Crowdsourcing Better Portraits

- ポートレート写真の良し悪しを学習

「良い」と判断された写真 ←

「悪い」と判断された写真 →

Jun-Yan Zhu, Aseem Agarwala, Alexei A. Efros, Eli Shechtman, and Jue Wang. 2014. Mirror mirror: crowdsourcing better portraits. ACM Trans. Graph. 33, 6, Article 234 (November 2014), 12 pages. DOI=<http://dx.doi.org/10.1145/2561259.2561267>

Mirror Mirror: Crowdsourcing Better Portraits

- 応用：写真撮影でシャッターを切らなくなる？
- 数秒間の動画を撮る
- 機械が自動的にベストな瞬間を抽出する

Jun-Yan Zhu, Aseem Agarwala, Alexei A. Efros, Eli Shechtman, and Jue Wang. 2014. Mirror mirror: crowdsourcing better portraits. ACM Trans. Graph. 33, 6, Article 234 (November 2014), 12 pages. DOI=<http://dx.doi.org/10.1145/2561259.2561267>

Body Posture Crowdsourcing Evaluation: 3D Avatar with Motion
 S. Shrivastava, O. Sattler, M. Jue, C. Lippert, S. Zuffi, A. D'Ercole, M. Buss, SIGGRAPH 2014

Artistic Content Creation with Learned Affinities
 S. Chaudhuri, E. Kalogeraki, S. Goussard, SIGGRAPH 2014

Automatic Shape Estimation Using Collaborative Modeling
 M. E. Tenenbaum, C. O'Donoghue, J. A. Thomas, and J. S. Kim, SIGGRAPH 2011

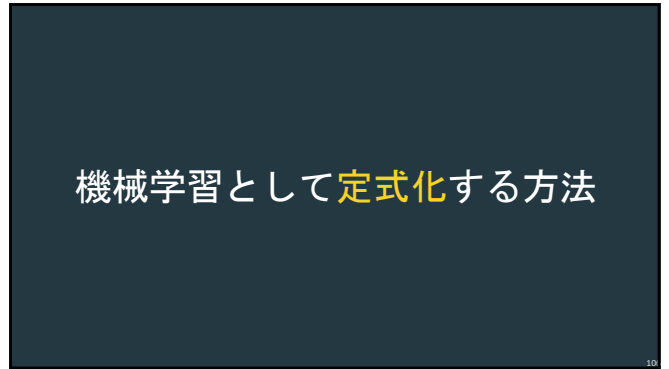
A Similarity Measure for Illustration Style
 S. Gidycz, A. Agarwala, D. Cohen-Or, and A. Shechtman, SIGGRAPH 2014

Style Compatibility for 3D Furniture Models
 T. Liu, R. Hertzmann, W. Li, F. Krahmer, SIGGRAPH 2015

Content-Based Personalized Analytics for Visual Design Exploration
 G. Rzesutski, S. Shrivastava, and A. Sanyal, SIGGRAPH 2014

Mirror Mirror: Crowdsourcing Better Portraits
 J.-Y. Zhu, A. Agarwala, A. A. Efros, E. Shechtman, and J. Wang, SIGGRAPH 2014

クラウドソーシングとヒューマン・コンピュータ・インタラクション



よくある定式化方法

1. Learning-to-Rank (ランキング学習)
2. Distance Metric Learning (距離計量学習)
3. ...

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタラクション | ユーザインタフェース

よく使われる関数 (後で登場します)

- シグモイド関数

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$
- よく使われる理由
 - ・ 関数の形状がキレイ
 - ・ 微分したときの式がキレイ
 - ・ 対数をとって微分したときの式もキレイ

シグモイド関数 $\sigma(x)$

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタラクション | ユーザインタフェース

機械学習として定式化する方法
Learning-to-Rank 問題

Learning-to-Rank 問題 | 基本

例：「写真の色調編集」の「良し悪し」

Learning-to-Rank 問題 | 基本

例：「写真の色調編集」の「良し悪し」

$f(\text{img1}) = 0.96$

$f(\text{img2}) = 0.13$

$f(\text{img3}) = 0.53$

Learning-to-Rank 問題 | 基本

例：「写真の色調編集」の「良し悪し」

$f(\text{img1}) = 0.96$

$f(\text{img2}) = 0.13$

$f(\text{img3}) = 0.53$

Learning-to-Rank 問題
 ↓
 評価関数 f を学習する

Learning-to-Rank 問題 | 基本

入力要素の特徴ベクトルを x として、関数 f を (例えば)

$f(x) = w^T x$

とモデル化することを考える

※ 実際には線形和ではなくより複雑なモデル (DNN [Lau+2016] など) を用いることが多い

Learning-to-Rank 問題 | 基本

入力要素の特徴ベクトルを x として、関数 f を (例えば)

$f(x) = w^T x$

とモデル化することを考える

※ 実際には線形和ではなくより複雑なモデル (DNN [Lau+2016] など) を用いることが多い

↓

関数 f を学習する \Leftrightarrow 適切なベクトル w を発見する

Learning-to-Rank 問題 | 解き方

i 番目の比較データ「 A_i は B_i よりも程度が高い」

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース 11

Learning-to-Rank 問題 | 解き方

i 番目の比較データ「 A_i は B_i よりも程度が高い」

Q5: どちらがより好ましいですか？



※ 直接「好ましさの値はいくつですか？」と聞くのは悪手

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース 11

Learning-to-Rank 問題 | 解き方

i 番目の比較データ「 A_i は B_i よりも程度が高い」

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース 11

Learning-to-Rank 問題 | 解き方

i 番目の比較データ「 A_i は B_i よりも程度が高い」

$f(x_A^i) > f(x_B^i)$ であるように f を学習したい

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース 11

Learning-to-Rank 問題 | 解き方

i 番目の比較データ「 A_i は B_i よりも程度が高い」

$f(x_A^i) > f(x_B^i)$ であるように f を学習したい

$\sigma(f(x_A^i) - f(x_B^i))$ の値が大きいうように f を学習したい

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース 11

Learning-to-Rank 問題 | 解き方

i 番目の比較データ「 A_i は B_i よりも程度が高い」

$f(x_A^i) > f(x_B^i)$ であるように f を学習したい

$\sigma(f(x_A^i) - f(x_B^i))$ の値が大きいうように f を学習したい

適切な評価関数 f を得るには次の最適化問題を解けば良い：

$$\max_w \sum_{i \in \mathcal{D}} \sigma(f(x_A^i) - f(x_B^i))$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})\} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{\log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})\} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{\log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})\} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{\log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

事後確率

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})\} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{\log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w})\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

事後確率

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \underbrace{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})}_{\text{事後確率}} \} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \underbrace{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})}_{\text{事後確率}} \} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \underbrace{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})}_{\text{事後確率}} \} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 12

Learning-to-Rank 問題 | Advanced

- 確率的なモデル : **Bradley-Terryモデル** [Bradley+1952]

$$p(\text{choose A over B}) = \sigma(f(\mathbf{x}_A) - f(\mathbf{x}_B))$$

- MAP (Maximum a Posteriori) Estimation (最大事後確率推定法)

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \underbrace{p(\mathbf{w}|\mathcal{D})}_{\text{事後確率}} \} &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \{ \log p(\mathcal{D}|\mathbf{w}) + \log p(\mathbf{w}) \} \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{D}} \log \sigma(f(\mathbf{x}_A^i) - f(\mathbf{x}_B^i)) - \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \end{aligned}$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 13

機械学習として定式化する方法

Distance Metric Learning 問題

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 13

Distance Metric Learning 問題

例 : 「イラストのスタイル」の近さ [Garces+2014]

クラウドソーシングとヒューマンコンピューテーション | ユーザインタフェース 13

Distance Metric Learning 問題

例：「イラストのスタイル」の近さ [Garces+2014]

$$d(\text{キャラクター}, \text{キャラクター}) = 0.08$$

$$d(\text{キャラクター}, \text{魚}) = 0.79$$

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

Distance Metric Learning 問題

例：「イラストのスタイル」の近さ [Garces+2014]

$$d(\text{キャラクター}, \text{キャラクター}) = 0.08$$

$$d(\text{キャラクター}, \text{魚}) = 0.79$$

Distance Metric Learning 問題
 ↓
 距離関数 d を学習する

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

Distance Metric Learning 問題

比較対象の特徴ベクトルを x, y として、関数 d を

$$d(x, y) = \|x - y\|_W = \sqrt{(x - y)^T W (x - y)}$$

とモデル化することを考える

↓

関数 d を構築する \iff 適切な行列 W を発見する

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

Distance Metric Learning 問題


i 番目の比較データ「 A_i は C_i よりも B_i に近い」


クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース


Distance Metric Learning 問題

i 番目の比較データ「 A_i は C_i よりも B_i に近い」

Q7: どちらのスタイルがより左のイラストに近い
ですか？


 A_7


 B_7


 C_7

※ 直接「スタイルの近さの値はいくつですか？」と聞くのは悪手

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

Distance Metric Learning 問題

i 番目の比較データ「 A_i は C_i よりも B_i に近い」

クラウドソーシングとヒューマンコンピュータインタフェース

Distance Metric Learning 問題

i 番目の比較データ「 A_i は C_i よりも B_i に近い」

$\square d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_C^i) > d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_B^i)$ であるように d を学習したい

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 13

Distance Metric Learning 問題

i 番目の比較データ「 A_i は C_i よりも B_i に近い」

$\square d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_C^i) > d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_B^i)$ であるように d を学習したい

$\square \sigma(d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_C^i) - d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_B^i))$ の値が大きいうように d を学習したい

クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 14

Distance Metric Learning 問題

i 番目の比較データ「 A_i は C_i よりも B_i に近い」

$\square d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_C^i) > d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_B^i)$ であるように d を学習したい

$\square \sigma(d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_C^i) - d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_B^i))$ の値が大きいうように d を学習したい

適切な距離関数 d を得るには次の最適化問題を解けば良い:

$$\max_{\mathbf{W}} \sum_{i \in \mathcal{D}} \sigma(d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_C^i) - d(\mathbf{x}_A^i, \mathbf{x}_B^i))$$

※ 実際にはより複雑で確率的な定式化を行うことが多いが、基本的な考え方は同じ
クラウドソーシングとヒューマンコンピュテーション | ユーザインタフェース 14

最近の研究事例紹介：
Human Computation で
最適化計算を解く

14

まとめ

14