cvpaper.challenge

ー サーベイの共有と可能性について ー

片岡 裕雄, *Ph.D.*

産業技術総合研究所

知能システム研究部門 コンピュータビジョン研究グループ (CVRG)

http://www.hirokatsukataoka.net/

cvpaper.challenge

CV分野の論文サーベイチャレンジ

– 産総研，東京電機大，筑波大，東京大，慶應大による約30名

– 論文を「読む」から「書く」まで

- 読む：多読・体系化・共有
- 書く：洗練された問題設定を論文化

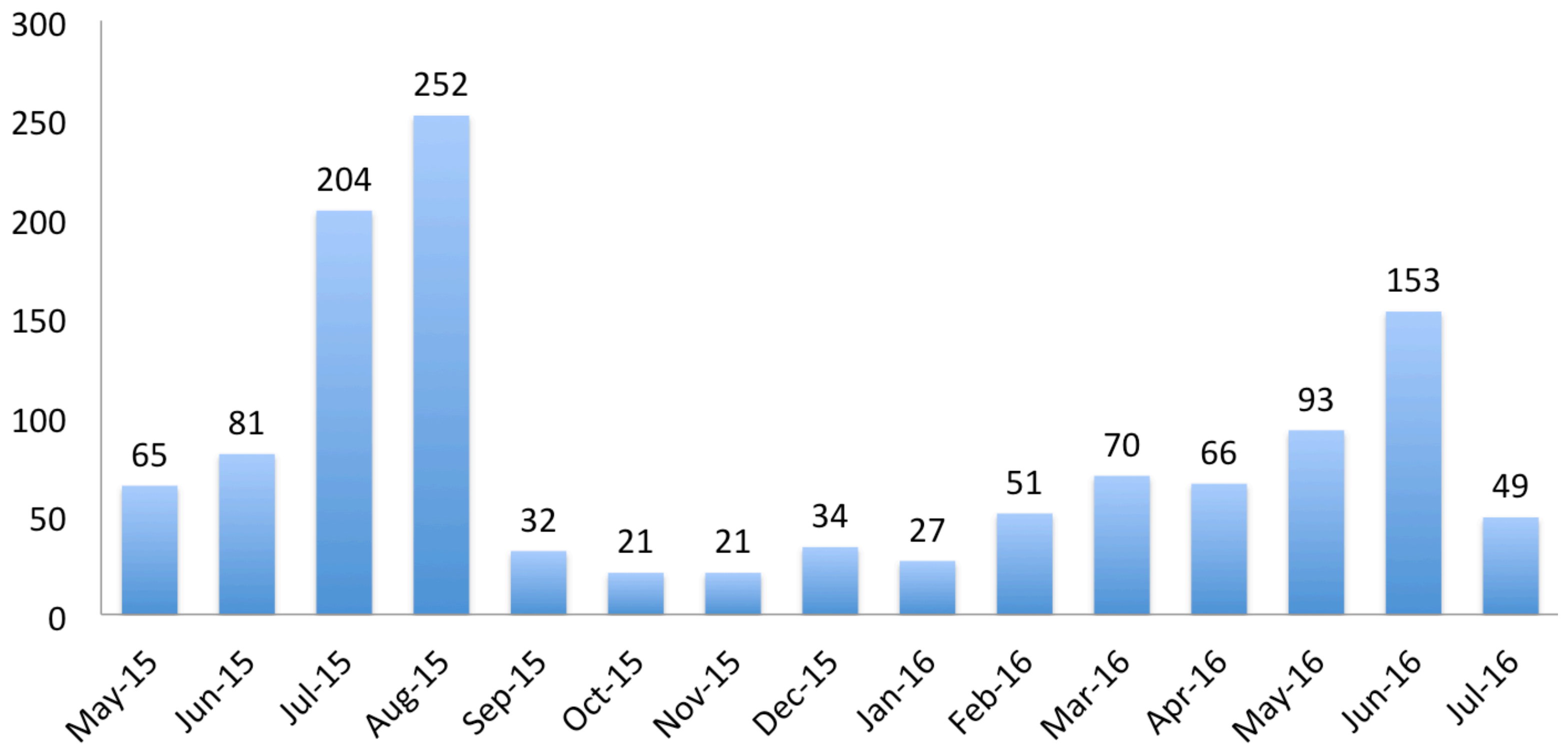
※ Twitter, SlideShareもご覧ください
Twitter: @CVpaperChalleng
SlideShare: @cvpaperchallenge

1,219

論文を「読む」

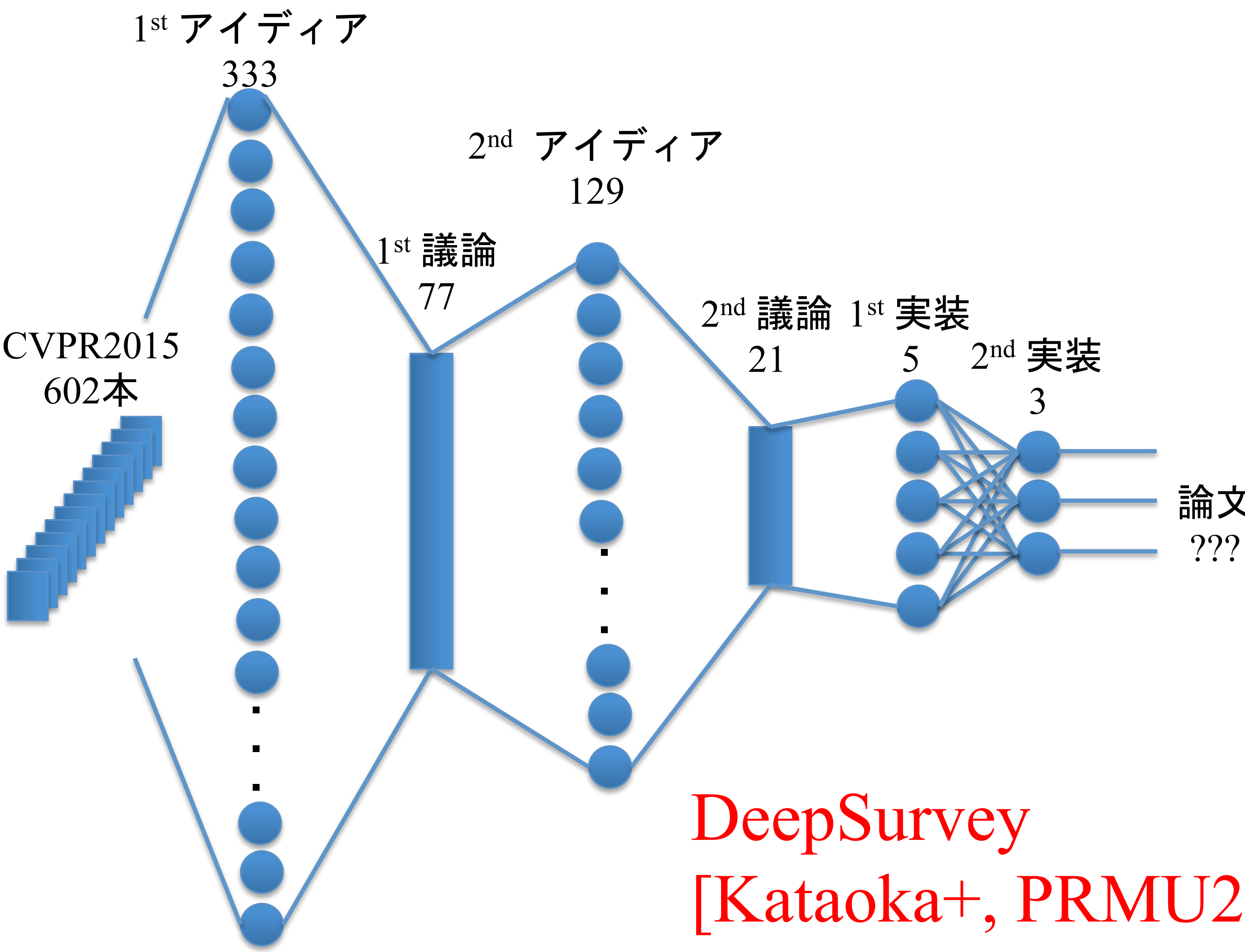
現在(2016年7月22日)までに読んだ本数：1,219

- 2015年8月迄：CVPR2015の全602本論文を読破
- ~現在：研究のトレンドを把握すべく幅広く調査
- 全てのまとめスライドを共有中



論文を「書く」

DeepSurvey!



DeepSurvey
[Kataoka+, PRMU2015]

現在までの実績

【2016】

■ Hirokatsu Kataoka, Yudai Miyashita, Tomoaki Yamabe, Soma Shirakabe, Shin'ichi Sato, Hironori Hoshino, Ryo Kato, Kaori Abe, Takaaki Imanari, Naomichi Kobayashi, Shinichiro Morita, Akio Nakamura, "cvpaper.challenge in 2015 - A review of CVPR2015 and DeepSurvey", arXiv pre-print 1605.08247, 2016.

■ Hirokatsu Kataoka, Soma Shirakabe, Yudai Miyashita, Akio Nakamura, Kenji Iwata, Yutaka Satoh, "Semantic Change Detection with Hypermaps", arXiv preprint arXiv:1604.07513, 2016.

【2015】

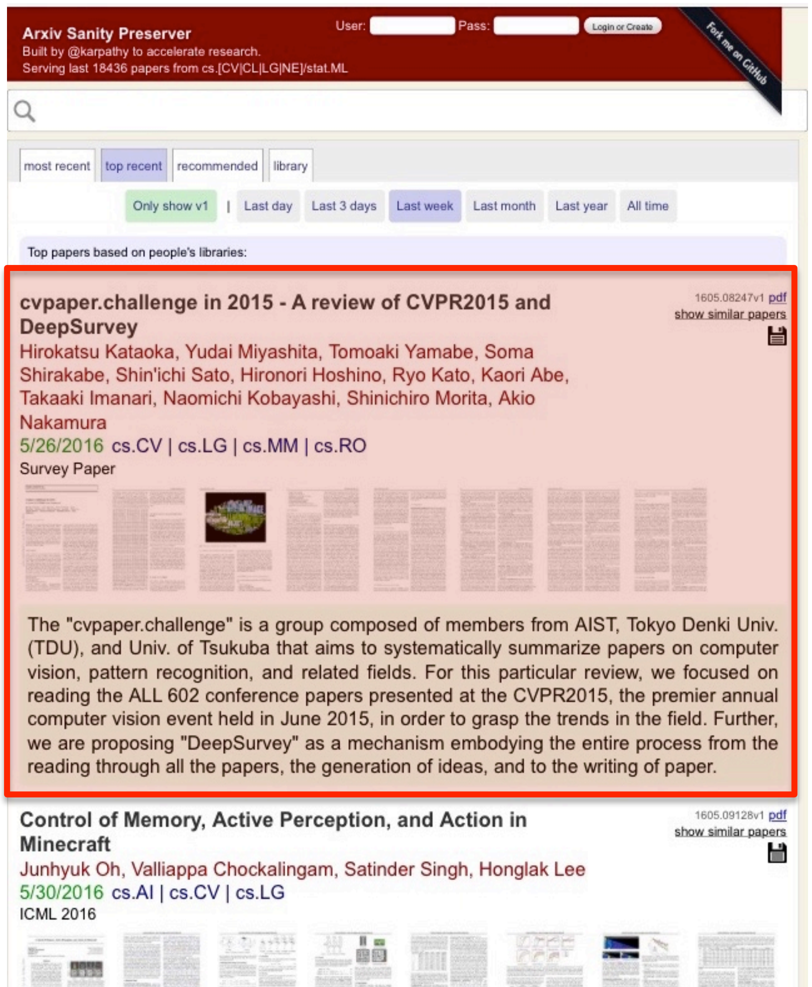
■ 片岡裕雄, 宮下侑大, 山辺智晃, 白壁奏馬, 佐藤晋一, 星野浩範, 加藤遼, 阿部香織, 今成隆了, 小林直道, 森田慎一郎, 中村明生, "cvpaper.challenge in CVPR2015 -CVPR2015 のまとめ-", パターン認識・メディア理解研究会（PRMU）, 2015.

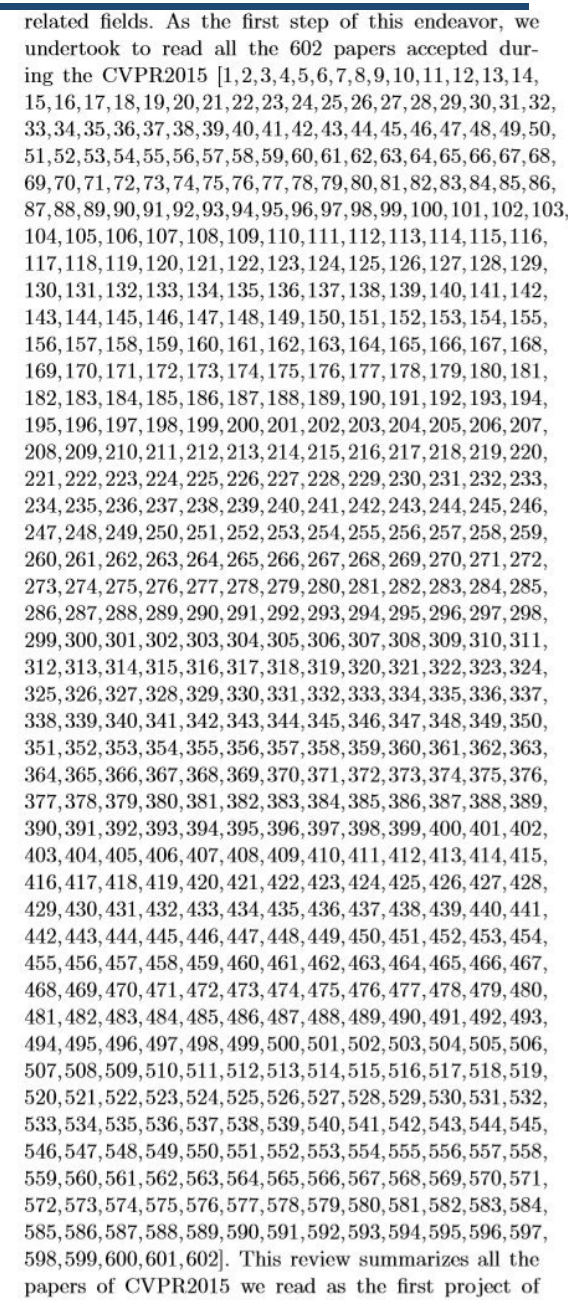
■ Tomoaki Yamabe, Yudai Miyashita, Shin'ichi Sato, Yudai Yamamoto, Akio Nakamura, Hirokatsu Kataoka, "What is an Effective Feature for a Detection Problem? -Feature Evaluation in Multiple Scenes-", IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2015.

arXivにて週間 世界第一位を達成！

– 取り組みが世界的に話題 (参考文献数も)

– CambridgeやStanfordからも問い合わせあり

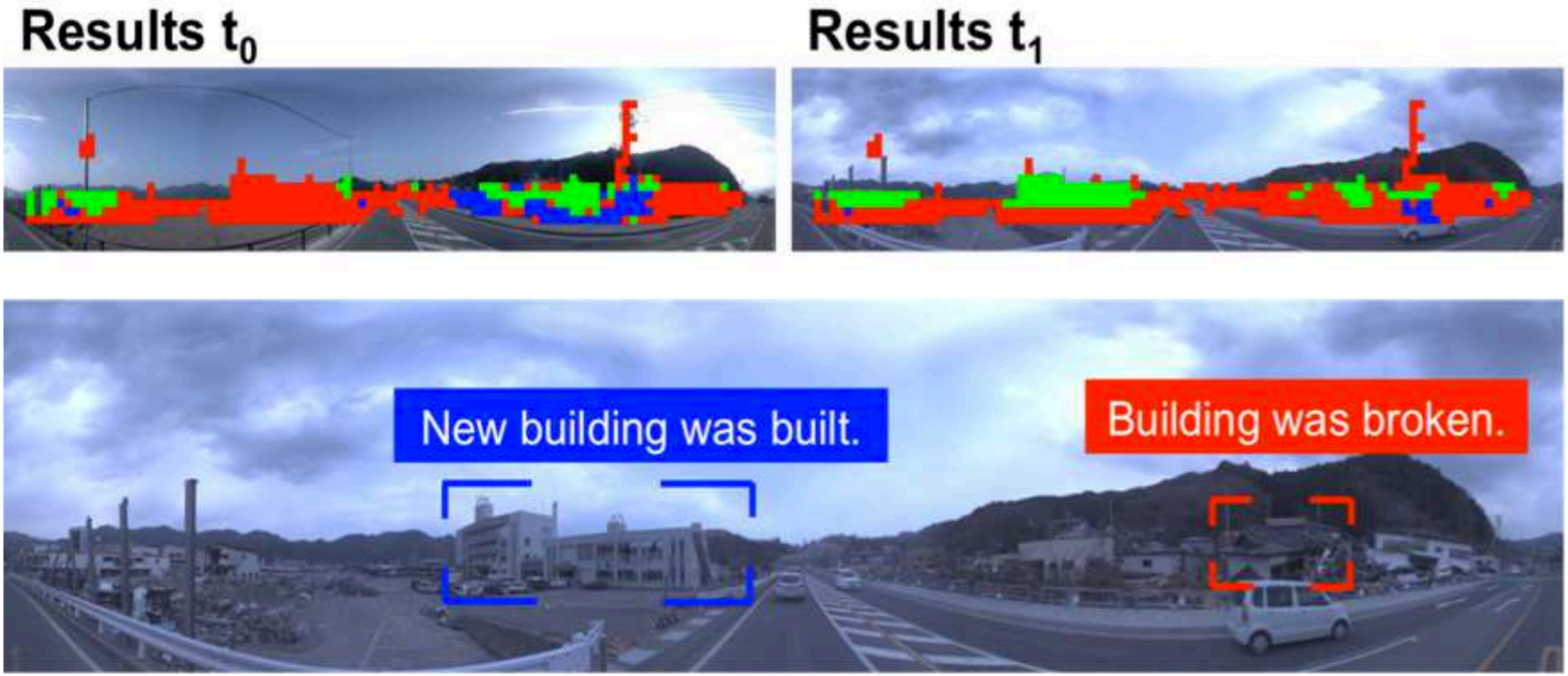




related fields. As the first step of this endeavor, we undertook to read all the 602 papers accepted during the CVPR2015 [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91,92,93,94,95,96,97,98,99,100,101,102,103,104,105,106,107,108,109,110,111,112,113,114,115,116,117,118,119,120,121,122,123,124,125,126,127,128,129,130,131,132,133,134,135,136,137,138,139,140,141,142,143,144,145,146,147,148,149,150,151,152,153,154,155,156,157,158,159,160,161,162,163,164,165,166,167,168,169,170,171,172,173,174,175,176,177,178,179,180,181,182,183,184,185,186,187,188,189,190,191,192,193,194,195,196,197,198,199,200,201,202,203,204,205,206,207,208,209,210,211,212,213,214,215,216,217,218,219,220,221,222,223,224,225,226,227,228,229,230,231,232,233,234,235,236,237,238,239,240,241,242,243,244,245,246,247,248,249,250,251,252,253,254,255,256,257,258,259,260,261,262,263,264,265,266,267,268,269,270,271,272,273,274,275,276,277,278,279,280,281,282,283,284,285,286,287,288,289,290,291,292,293,294,295,296,297,298,299,300,301,302,303,304,305,306,307,308,309,310,311,312,313,314,315,316,317,318,319,320,321,322,323,324,325,326,327,328,329,330,331,332,333,334,335,336,337,338,339,340,341,342,343,344,345,346,347,348,349,350,351,352,353,354,355,356,357,358,359,360,361,362,363,364,365,366,367,368,369,370,371,372,373,374,375,376,377,378,379,380,381,382,383,384,385,386,387,388,389,390,391,392,393,394,395,396,397,398,399,400,401,402,403,404,405,406,407,408,409,410,411,412,413,414,415,416,417,418,419,420,421,422,423,424,425,426,427,428,429,430,431,432,433,434,435,436,437,438,439,440,441,442,443,444,445,446,447,448,449,450,451,452,453,454,455,456,457,458,459,460,461,462,463,464,465,466,467,468,469,470,471,472,473,474,475,476,477,478,479,480,481,482,483,484,485,486,487,488,489,490,491,492,493,494,495,496,497,498,499,500,501,502,503,504,505,506,507,508,509,510,511,512,513,514,515,516,517,518,519,520,521,522,523,524,525,526,527,528,529,530,531,532,533,534,535,536,537,538,539,540,541,542,543,544,545,546,547,548,549,550,551,552,553,554,555,556,557,558,559,560,561,562,563,564,565,566,567,568,569,570,571,572,573,574,575,576,577,578,579,580,581,582,583,584,585,586,587,588,589,590,591,592,593,594,595,596,597,598,599,600,601,602]. This review summarizes all the papers of CVPR2015 we read as the first project of

Semantic Change Detection

[Kataoka+, arXiv16]



Semantic Change Detection

なぜ、サーベイするのか？

世界水準の研究のため

トレンドの把握

– 知識がないと既存研究の劣化版を作りかねない

– トレンドを知らないと(天才でない限り)最先端の研究を生み出すことは難しい

自身の研究の立ち位置を確認

– 何が違う？なぜやる？どこが良いのか？という哲学

究極的には次のトレンドを作るため

– 分野の方向性を自ら定める

– より良く，正しい方向へ導く

なぜ，そこまでサーベイするのか？

日本人研究者はサーベイが足りない？

- よく言われるが，そうは思わない（読んでる人は読んでいる）
- しかし海外の（大学院生含めた）研究者は年間数百本読んでる

この合同プロジェクトは好例になれるか？

- 日本のプレゼンスを少しでも高める
- 一足飛びに追いつくには思考が飛んだことをやらないといけない
- 論文を読むだけでなく、書くだけでない (DeepSurvey)

関連の取り組み

http://hci.tokyo/seminar/chi2016/

CHI勉強会2016

The ACM CHI Conference on Human Factors in Computing Systemsの論文（Proceedingsに入っているPapers&Notes）、全545本を6時間で一気に読破します！

– CHIはユーザインタフェース界のトップ会議

– 2006年から11年間続く取り組み

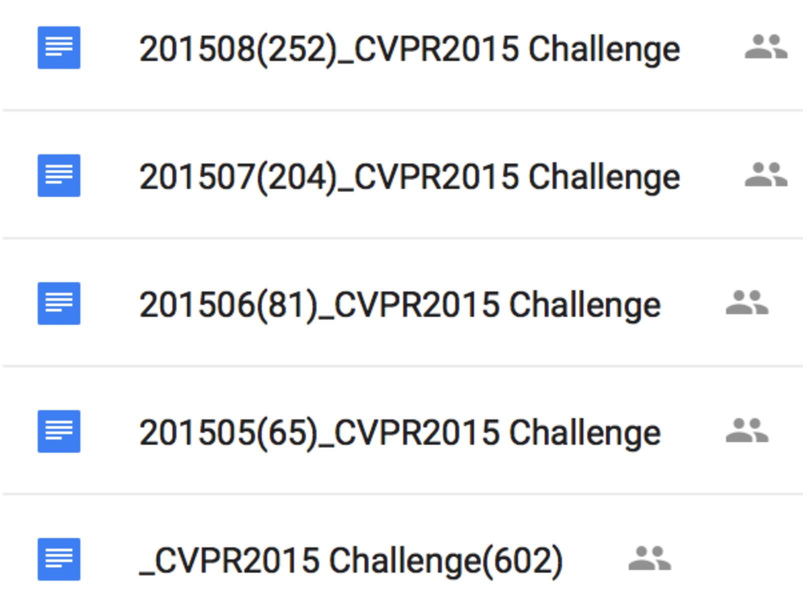
– 日本のHCI分野の好調を支えている

cvpaper.challengeはCV分野をさらに盛り上げるための起爆剤になれるか？

どうやって読んでいるのか？

クラウドにて資料を共有し，高効率化

- Google Driveをメンバーで同期
- 読んだ/読んでない 論文を可視化
- 成果・進捗を月別に管理



	Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich		Anton van den Hengel, Chris Russell, Anthony Dick, John Bastian, Daniel Pooley, Lachlan Fleming, Lourdes Agapito
1505	Understanding Image Representations by Measuring Their Equivariance and Equivalence Karel Lenc, Andrea Vedaldi	1505	SUN RGB-D: A RGB-D Scene Understanding Benchmark Suite
			Shuran Song, Samuel P. Lichtenberg, Jianxiong Xiao
1505	Deep Neural Networks Are Easily Fooled: High Confidence Predictions for Unrecognizable Images Anh Nguyen, Jason Yosinski, Jeff Clune	1505	Small-Variance Nonparametric Clustering on the Hypersphere Julian Straub, Trevor Campbell, Jonathan P. How, John W. Fisher III

Monday June 8, 10:10am-12:30pm

	Poster Session
1505	Going Deeper With Convolutions Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich
1506	Propagated Image Filtering Jen-Hao Rick Chang, Yu-Chiang Frank Wang
1506	Web Scale Photo Hash Clustering on A Single Machine Yunchao Gong, Marcin Pawlowski, Fei Yang, Louis Brandy, Lubomir Bourdev, Rob Fergus
1506	Expanding Object Detector's Horizon: Incremental Learning Framework for Object Detection in Videos Alina Kuznetsova, Sung Ju Hwang, Bodo Rosenhahn, Leonid Sigal
1506	Supervised Discrete Hashing Fumin Shen, Chunhua Shen, Wei Liu, Heng Tao Shen
1505	What do 15,000 Object Categories Tell Us About Classifying and Localizing Actions? Mihir Jain, Jan C. van Gemert, Cees G. M. Snoek
1508	Landmarks-Based Kernelized Subspace Alignment for Unsupervised Domain Adaptation Rahaf Aljundi, Rémi Emonet, Damien Muselet, Marc Sebban

_CVPR Challenge (602)

どうやってまとめている？

テンプレートに従って１論文１ページ

- 素早く研究の肝をつかむ
- 【概要】【新規性・差分】【手法】【結果】【Links】

【例】 Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks”, in NIPS2012.

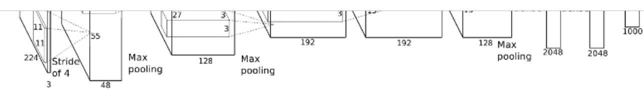
Keywords: Deep Learning, AlexNet, ImageNet

概要

ImageNetを用いたILSVRC2012 WinnerであるAlexNetのす…

手法

AlexNetのアーキテクチャを下記に示す.



ニューラルネットワークのアーキテクチャを8層と従来の構造に比べてDeepにした．構造的には入力層，畳み込み層，プーリング層，全結合層という構成．ILSVRC2012のチャレンジにおいて，top-5 error rateが16.4%であった．

Figure 2: An illustration of the architecture of our CNN, explicitly showing the delineation of responsibilities between the two GPUs. One GPU runs the layer-parts at the top of the figure while the other runs the layer-parts at the bottom. The GPUs communicate only at certain layers. The network's input is 150,528-dimensional, and the number of neurons in the network's remaining layers is given by 253,440–186,624–64,896–64,896–43,264–4096–4096–1000.

Links

論文：
http://www.cs.toronto.edu/~fritz/absps/imagenet.pdf
コード：
http://caffe.berkeleyvision.org/
著者：
http://www.cs.utoronto.ca/~hinton/

結果

従来法(SIFT+FVs)に比べると10%以上の精度向上が見られる．右の図が詳細な結果である．

Model	Top-1 (val)	Top-5 (val)	Top-5 (test)
SIFT + FVs [7]	—	—	*26.2%*
1 CNN	40.7%	18.2%	—
5 CNNs	38.1%	16.4%	**16.4%**
1 CNN*	39.0%	16.6%	—
7 CNNs*	36.7%	15.4%	**15.3%**

Table 2: Comparison of error rates on ILSVRC-2012 validation and test sets. In *italics* are best results achieved by others. Models with an asterisk* were “pre-trained” to classify the entire ImageNet 2011 Fall release. See Section 6 for details.

まとめ資料はどのように使えば良い？

基本的には自由

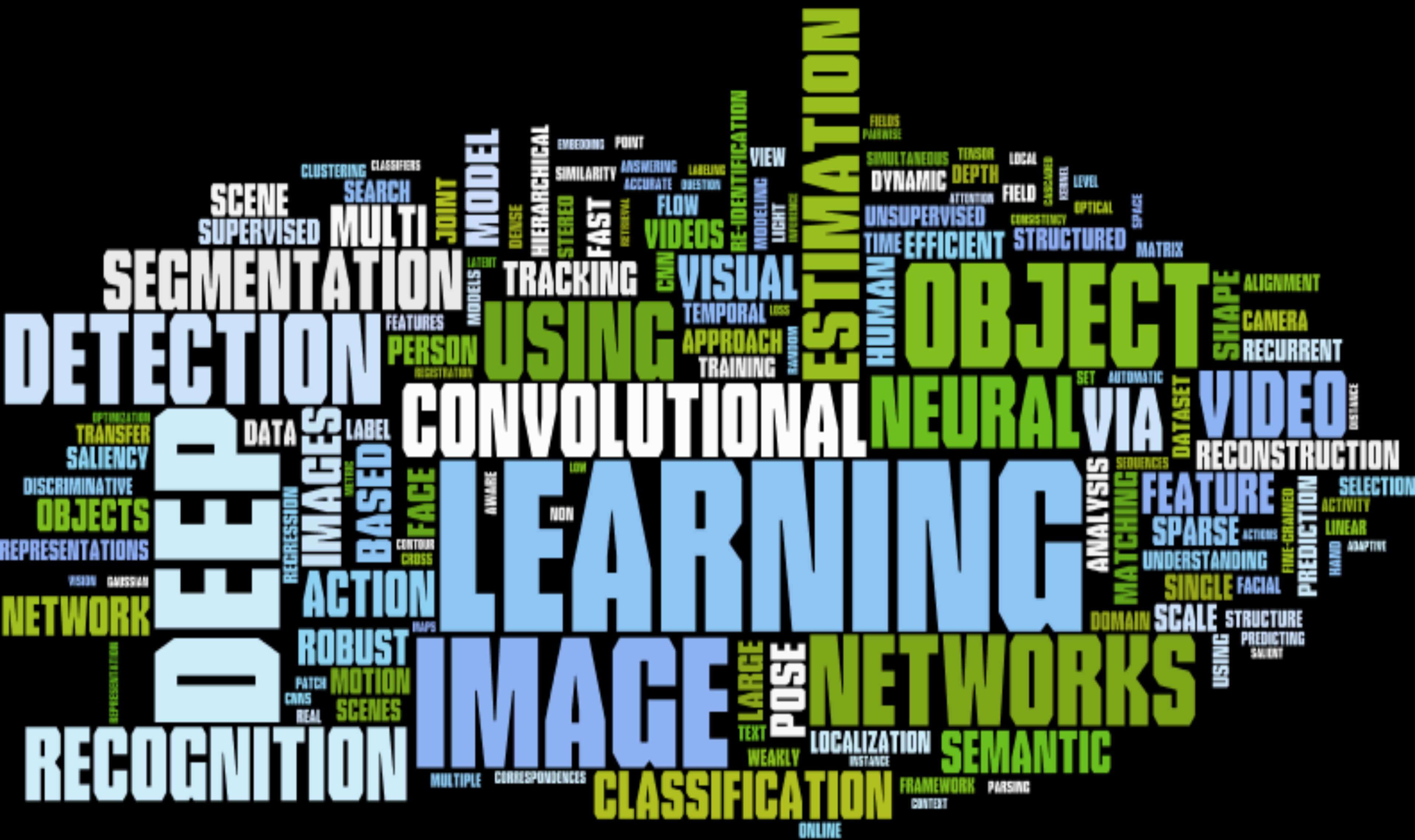
- とにかく読む
- 気になった論文があれば原本を読んでみる
- ブレインストーミングに使う
- 考案したアイディアへの関連付けに使う
- 引用論文を探す
- など

CV分野のトレンド (2016年7月現在)

@CVPR2015


STEREO
HASHING
MODELING
RECONSTRUCTION
STRUCTURED
DEEP
DYNAMIC
DISCOVERING
DESCRIPTOR
ACCURATE
DESCRIPTORS
INFERENCE
LOCAL
ESTIMATION
MANIFOLD
ADAPTIVE
MATRIX
INSTANCE
SEARCH
SIMILARITY
SINGLE
DEPTH
CODING
IMAGE
OBJECTS
MULTIPLE
ALGORITHM
PARSING
DETECTION
JOINT
PRIOR
BLUR
BINARY
GLOBAL
MODELS
MOTION
VISUAL
BEYOND
FAST
RETRIEVAL
SURFACE
OPTIMIZATION
PREDICTION
STRUCTURE
DEFORMABLE
SEGMENTATION
MODEL
LEARNING
FINE-GRAINED
LOCALIZATION
VIDEOS
RE-IDENTIFICATION
SELECTION
PART
APPEARANCE
ATTRIBUTES
NEW
CLASSIFICATION
CONVEX
DOMAIN
MATCHING
FACIAL
BAYESIAN
GAUSSIAN
RECURRENT
LOW-RANK
SCENE
UNDERSTANDING
RECOGNITION
LIGHT
ROBUST
IMAGES
RGB-D
FACE
OBJECT
CONVOLUTIONAL
RIEMANNIAN
FRAMEWORK
CONTEXT
HUMAN
ANALYSIS
LABEL
ACTIVE
FLOW
VIA
SHAPE
ACTION
MACHINE
USING
NETWORK
LARGE-SCALE
MATERIAL
REAL-TIME
GRAPH
FEATURES
REGRESSION
METHOD
HIERARCHICAL
TEXTURE
REGULARIZATION
PHOTOMETRIC
SPARSE
SEMANTIC
NETWORKS
POSE
PROPOSALS
DATA
PERSON
SALIENCY
CLUSTERING
TRACKING
APPLICATION
LEARNED
WEAKLY
KERNEL
TRANSFER
GENERALIZED
APPROACH
BASED
NEURAL
VIDEO
MULTI-LABEL
REGISTRATION
REPRESENTATION
VISION
SUBSPACE
DEBLURRING
UNSUPERVISED
FEATURE
DATASET
PEDESTRIAN
ALIGNMENT
UNCONSTRAINED
FUSION
METRIC
EFFICIENT
CAMERA
MONOCULAR
CORRESPONDENCE
RANDOM
REPRESENTATIONS
SCENES
SUPERVISED
ADAPTATION
CORRELATION

@CVPR2016


LEARNING
DEEP
IMAGE
CONVOLUTIONAL
NETWORKS
DETECTION
OBJECT
SEGMENTATION
RECOGNITION
USING
NEURAL
ESTIMATION
CLASSIFICATION
VIDEO
VIA
SEMANTIC
FEATURE
ACTION
NETWORK
VISUAL
TRACKING
MULTI
SCENE
SUPERVISED
MODEL
POSE
ROBUST
RECONSTRUCTION
IMAGES
BASED
FACE
OBJECTS
REPRESENTATIONS
SALIENCY
TRANSFER
DISCRIMINATIVE
DATA
LABEL
PERSON
FEATURES
APPROACH
TEMPORAL
TRAINING
HUMAN
UNSUPERVISED
EFFICIENT
STRUCTURED
TIME
DYNAMIC
DEPTH
FIELD
VIEW
FLOW
VIDEOS
RE-IDENTIFICATION
HIERARCHICAL
SIMILARITY
SEARCH
CLUSTERING
JOINT
FAST
STEREO
DENSE
CNN
ALIGNMENT
CAMERA
RECURRENT
SHAPE
DATASET
SELECTION
SPARSE
UNDERSTANDING
MATCHING
ANALYSIS
PREDICTION
SINGLE
FACIAL
SCALE
STRUCTURE
DOMAIN
LARGE
TEXT
WEAKLY
LOCALIZATION
FRAMEWORK
PARSING
MOTION
SCENES
PATCH
ONLINE
MULTIPLE
CORRESPONDENCES
REGRESSION
MATRIX
LINEAR
ACTIVITY
PREDICTING
USING

キーワード

- 深層学習，画像認識
- 物体検出
- セマンティックセグメンテーション
- 時系列解析
- 3次元
- アプリケーション

深層学習

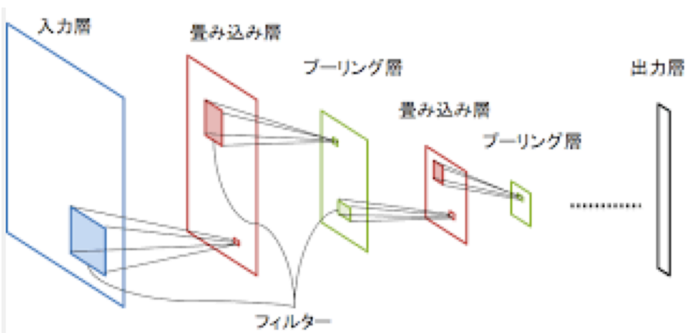
深層畳み込みニューラルネット (CNN)

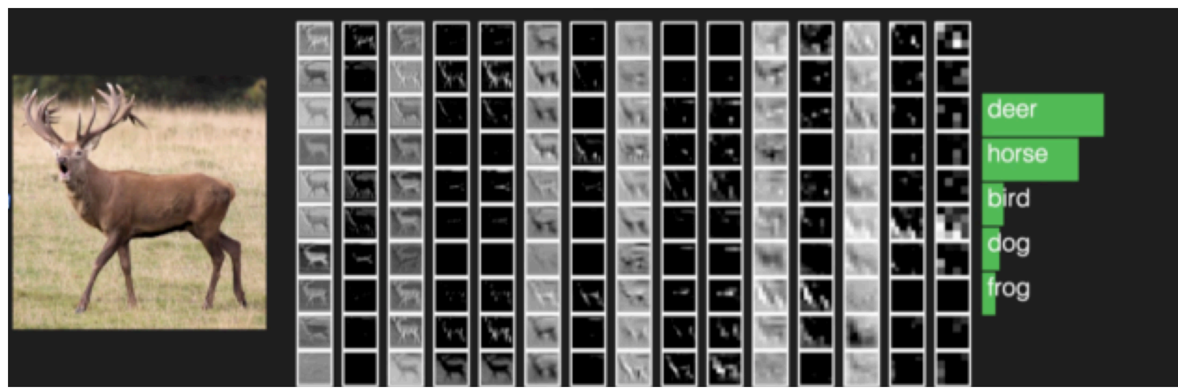
– 畳み込みと呼ばれるフィルタリングにより特徴抽出

– プーリングにより位置ずれの影響を最小限に抑える

– 畳み込み・プーリングの繰り返しにより画像から概念へ

– 全結合層により特徴を高次化



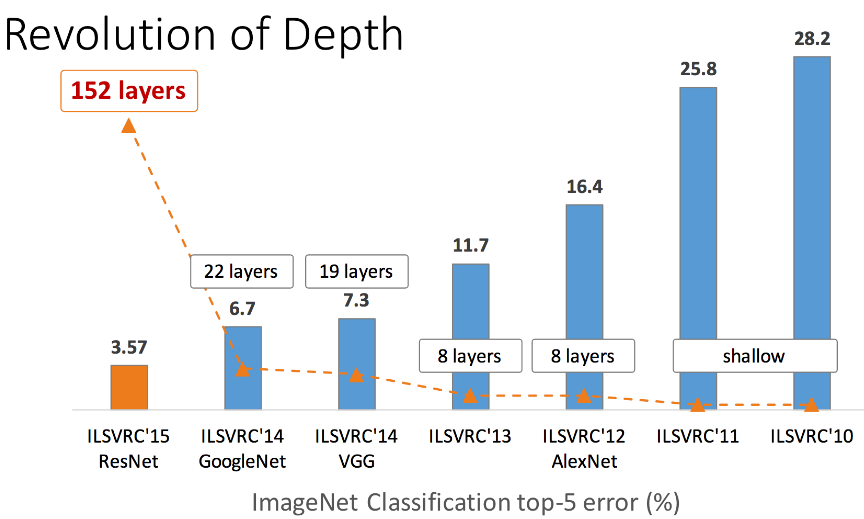


https://www.youtube.com/watch?v=zj_JlVqWK1M

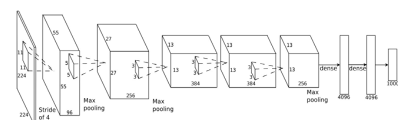
深層学習の衝撃

画像認識の精度が格段に向上

- 2012年のILSVRCにてDeep Learningが大勝利
- 2016年現在1,000クラス分類にて3.08%のエラー率
- 画像認識のみならず，物体検出/ セグメンテーション/ 時系列解析/ 画像生成/ 可視化/ 3次元/ カメラ幾何などに応用



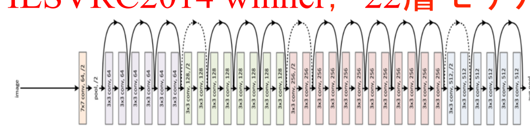
Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, & Jian Sun. "Deep Residual Learning for Image Recognition". CVPR 2016.



AlexNet [Krizhevsky+, ILSVRC2012]
ILSVRC2012 winner，DLの火付け役

VGGNet [Simonyan+, ILSVRC2014]
16/19層ネット，deeperモデルの知識

GoogLeNet [Szegedy+, ILSVRC2014/CVPR2015]
ILSVRC2014 winner，22層モデル

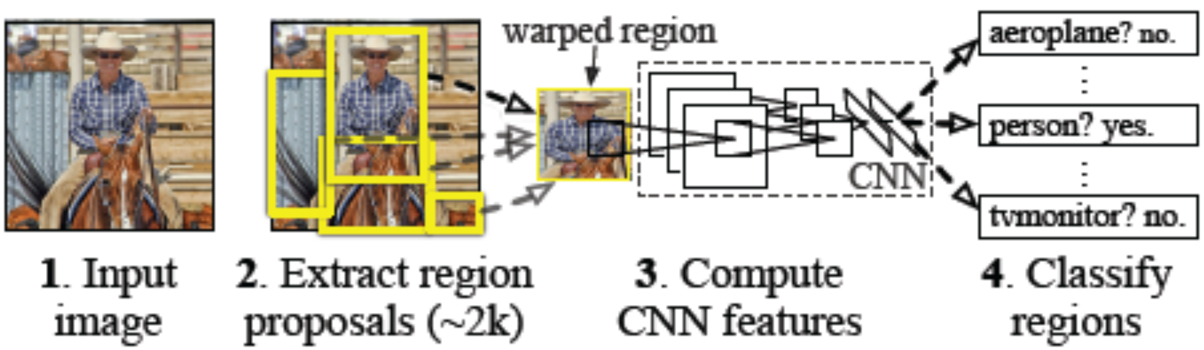


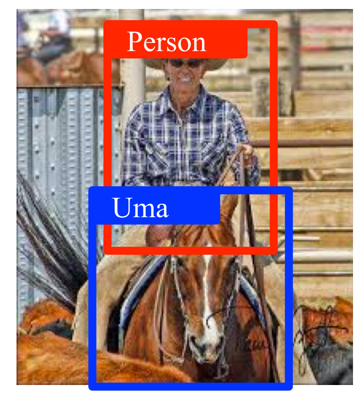
ResNet [He+, ILSVRC2015/CVPR2016]
ILSVRC2015 winner，152層！(実験では10^3+層も)

物体検出の仕組みと高速化

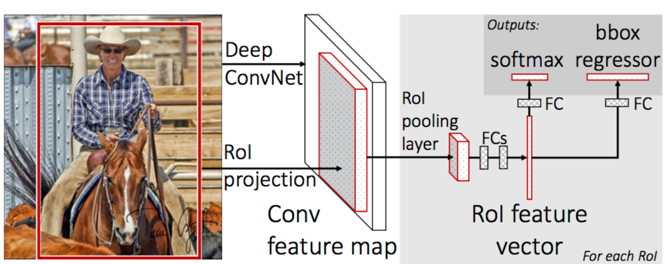
Region with CNN (R-CNN)が物体検出の先駆け

- 物体候補領域を任意の手法で抽出，各領域にてCNNの識別
- Fast R-CNNでは畳み込みマップを共有して識別
- Faster R-CNNでは候補領域抽出自体もCNN内にて実行

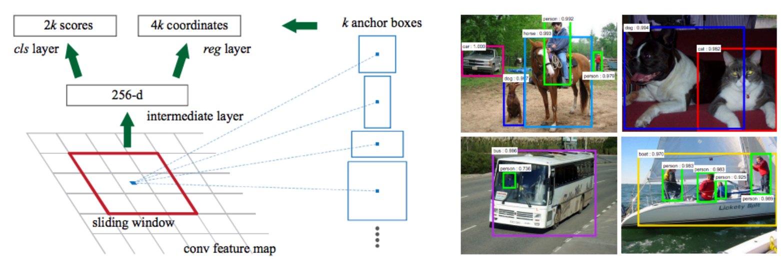




R-CNN [Girshick+, CVPR14] 0.021fps



Fast R-CNN [Girshick, ICCV15] 3.1fps



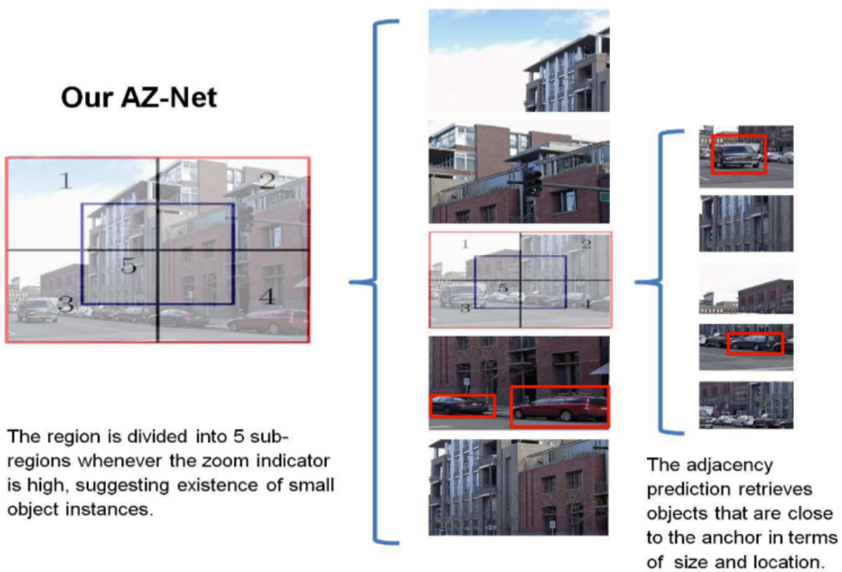
Faster R-CNN [Ren+, NIPS15] 5.0fps
候補領域をニューラルネット内で実行

物体検出のリアルタイム化

候補領域抽出の簡略化による高速化

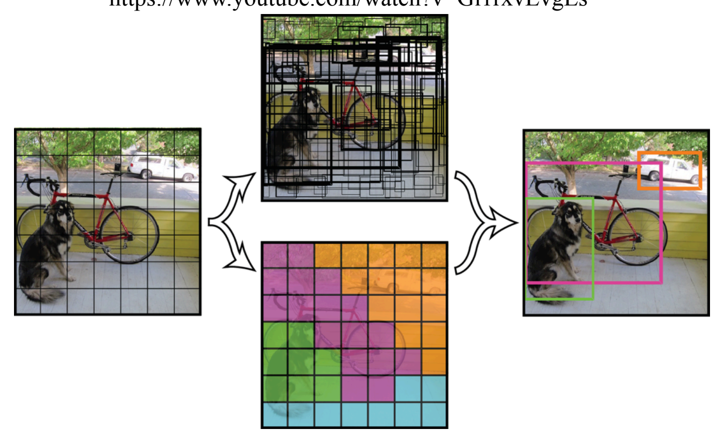
– AZ-Net (~30fps): 領域選択と拡大，評価により高速化

– YOLO (30 ~ 150fps): ブロック分割による評価



AZ-Net [Lu+, CVPR16] 30fps

https://www.youtube.com/watch?v=Gl1rxvEvgEs

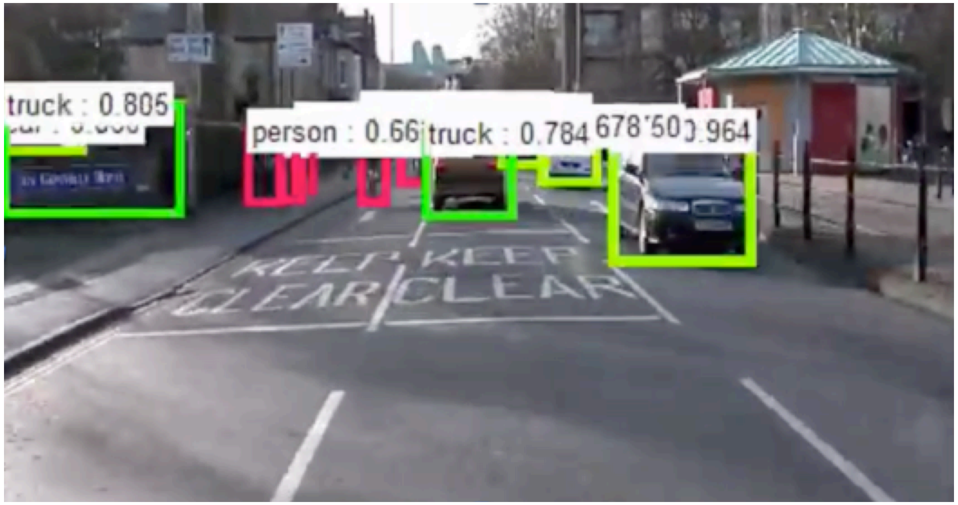


YOLO [Redmon+, CVPR16] 30~150fps

驚くべきことに・・・

高速化と同時に高精度化も実現！

- @PASCAL VOC
- 動画は運転シーン



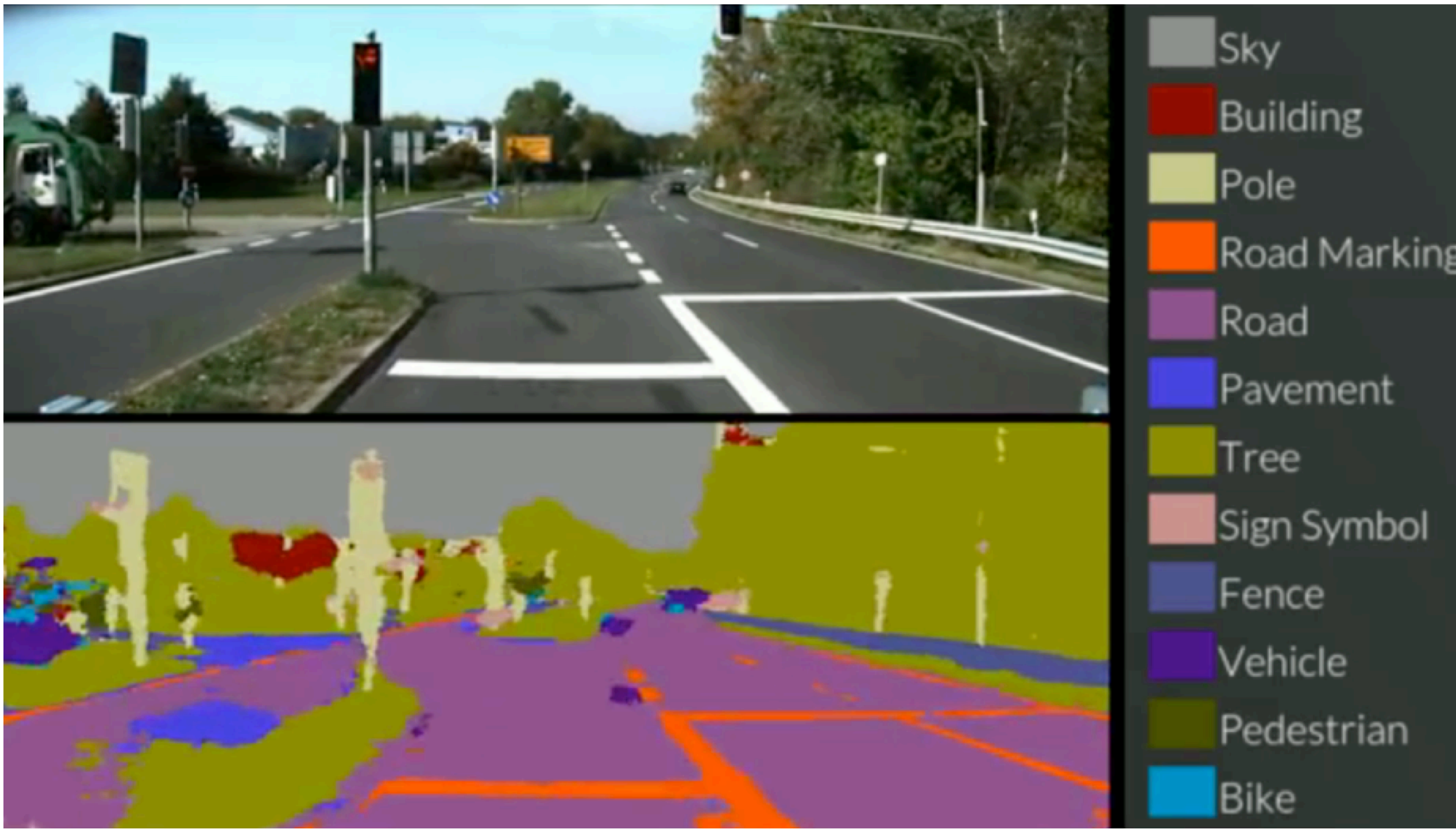
https://www.youtube.com/watch?v=WZmSMkK9VuA

	2007	2010	2012
R-CNN [CVPR14] 0.021 fps	58.8	53.7	53.3
R-CNN+ [PAMI15]	66.0	62.9	62.4
Fast R-CNN [ICCV15] 3.1 fps	70.0	68.8	68.4
Faster R-CNN (VGGNet) [NIPS15] 5.0 fps	73.2	-	70.4
Faster R-CNN (Resnet) [CVPR16] 5.0 fps?	**85.6**	-	**83.8**
YOLO (Model Fusion) [CVPR16] 30 ~ 150 fps	75.0	-	70.7

セマンティックセグメンテーション

クラス分類と領域セグメンテーションを同時実行

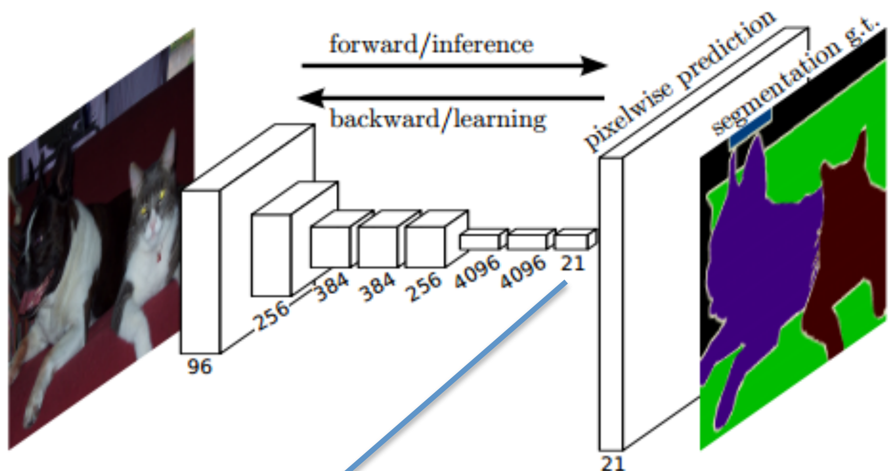
– 近年最も急激に進んだ技術である



https://www.youtube.com/watch?v=CxanE_W46ts

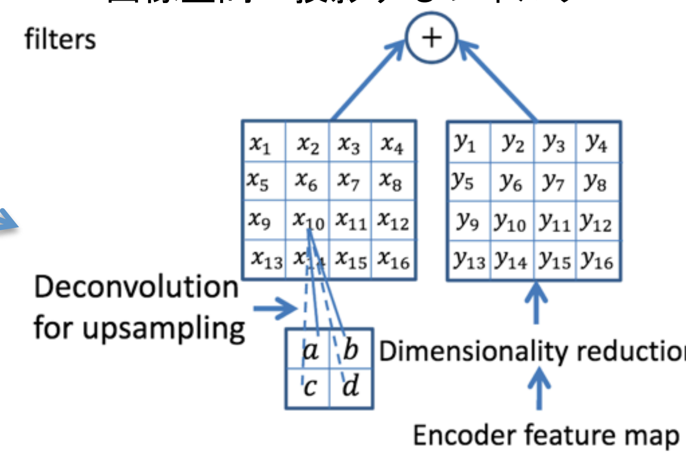
セマンティックセグメンテーションの仕組み

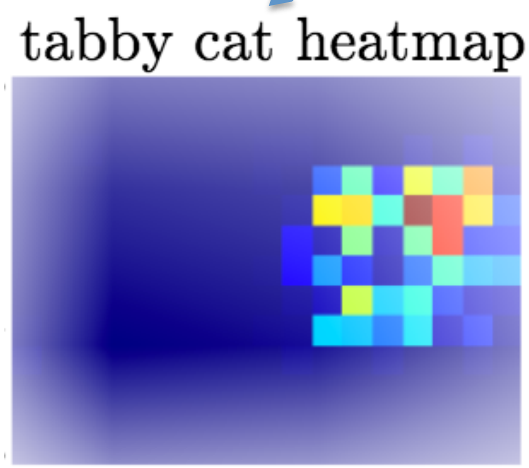
概念レベルの特徴からセマンティック化，画像位置に投影



Fully Convolutional Networks (FCN) [Long+, CVPR15]

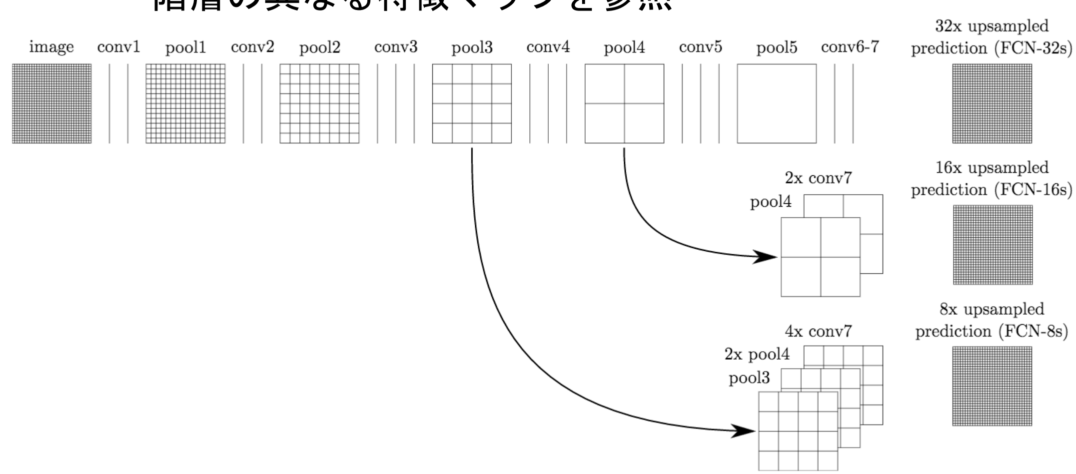
画像空間へ投影するフィルタ





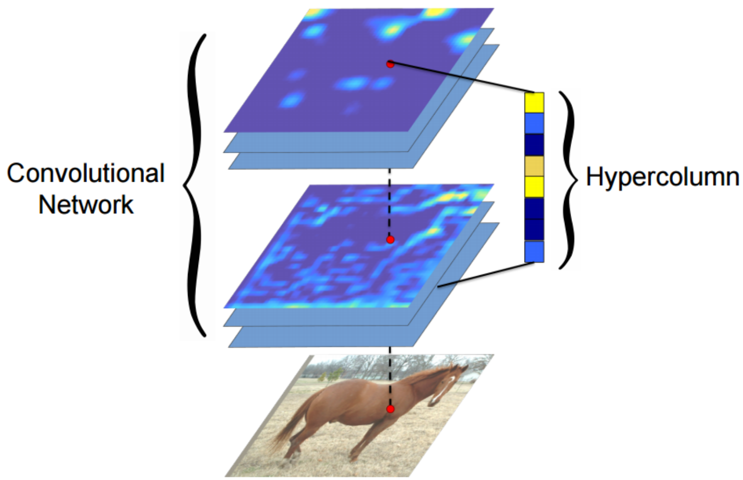
物体の概念レベルの特徴マップ

階層の異なる特徴マップを参照

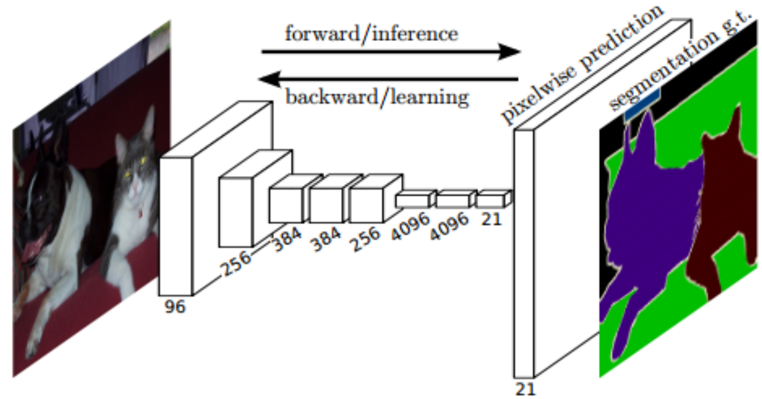


最近の有力な手法

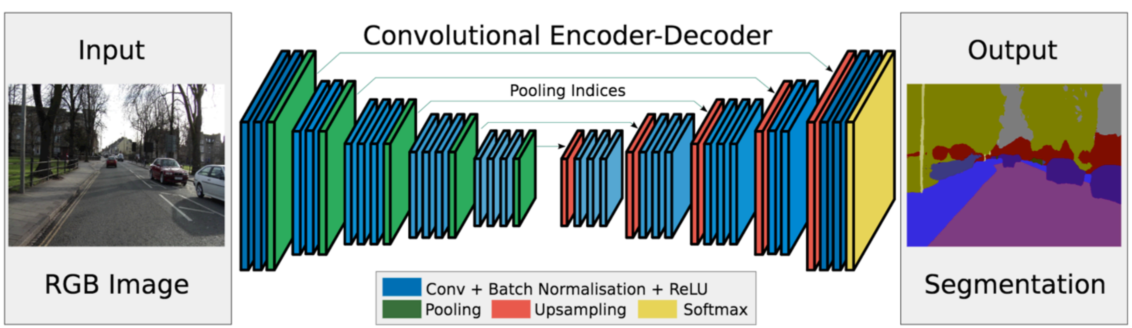
Hypercolumns, FCN, SegNet

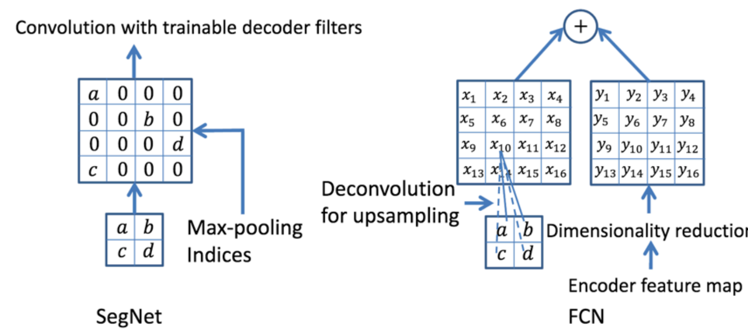


Hypercolumns [Hariharan+, CVPR15]
異なる階層の畳み込みマップを結合



Fully Convolutional Networks (FCN)
[Long+, CVPR15]
畳み込みマップからのセグメント結果復元



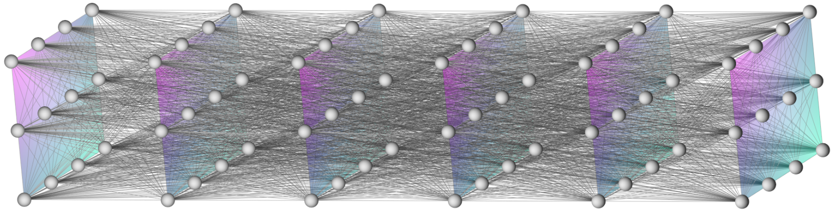


SegNet [Kendall+, arXiv15]
畳み込みと同じ階層分の復元層

セマンティックセグメンテーション

自動運転の実用レベル？

http://vladlen.info/papers/FSO-slides.pptx



3D Dense CRF [Kundu+, CVPR16]
空間的・時間的に密な結合による領域評価

時系列解析

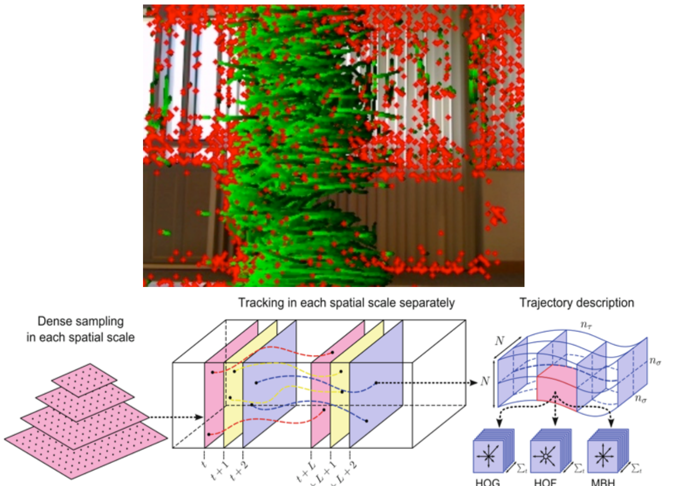
メディア解析のための時系列特徴抽出

- YouTubeなど動画共有サイトの動画像を解析
- 1動画に対して1ラベルを付与する問題設定が主流

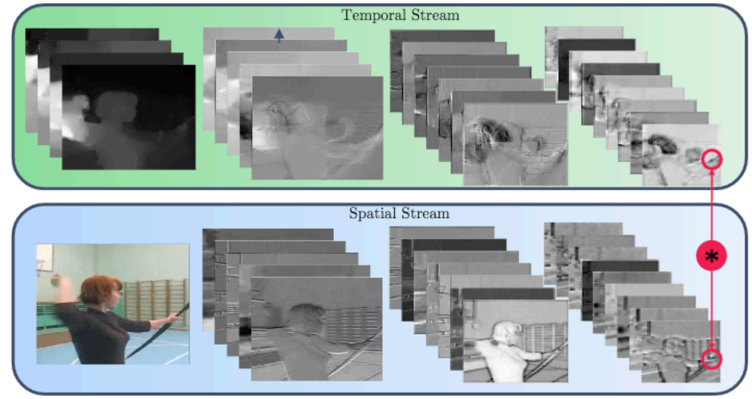
https://www.youtube.com/watch?v=qrzQ_AB1DZk

時系列解析

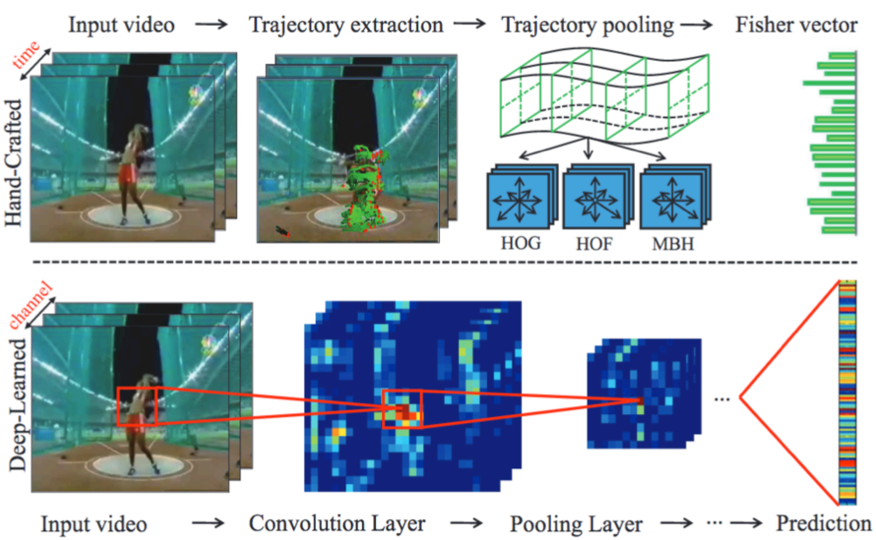
ハンドクラフト特徴 + 深層学習による表現



Improved Dense Trajectories [Wang+, ICCV13]
密な動線抽出とベクトル量子化による記述



Two-Stream CNN [Simonyan+, NIPS14]
RGBとFlow画像を入力とした動画像表現



Trajectory-pooled Deep-convolutional Descriptors (TDD)
[Wang+, CVPR15]
IDT + Two-Stream CNN
動線位置を用いてTwo-Streamの特徴マップ参照

ActivityNet Challenge

動画認識の世界選手権

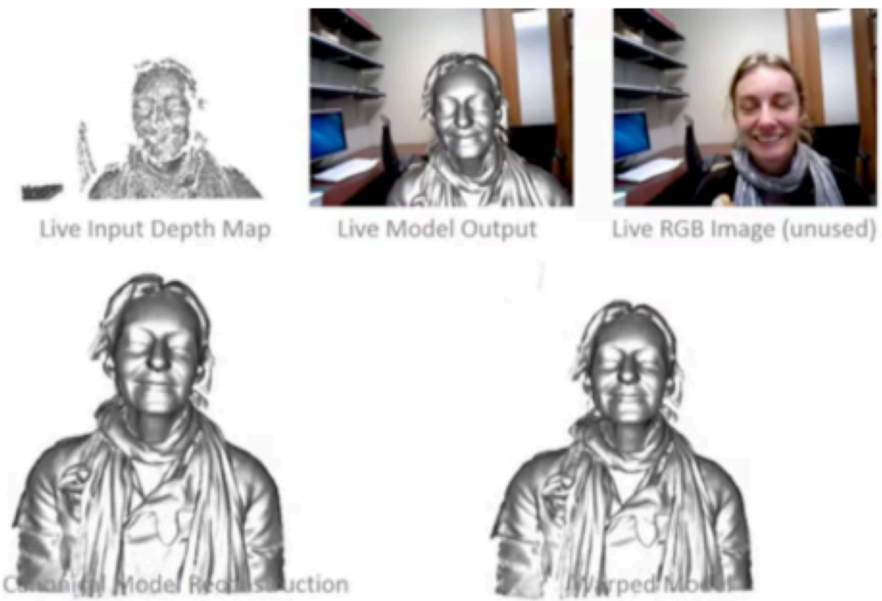
- 200クラス分類問題にてTop-1が88%，Top-3が96%
- TDDを用いた手法が優勝
- Deep Segmental Networkにより特徴抽出するフレームを判断

3次元

より高精細，リアルタイム性，大規模空間の復元

– DynamicFusion: リアルタイムに非剛体のマッチング

– Structured Indoor Modeling: 大規模空間の復元 + 意味的構造解析



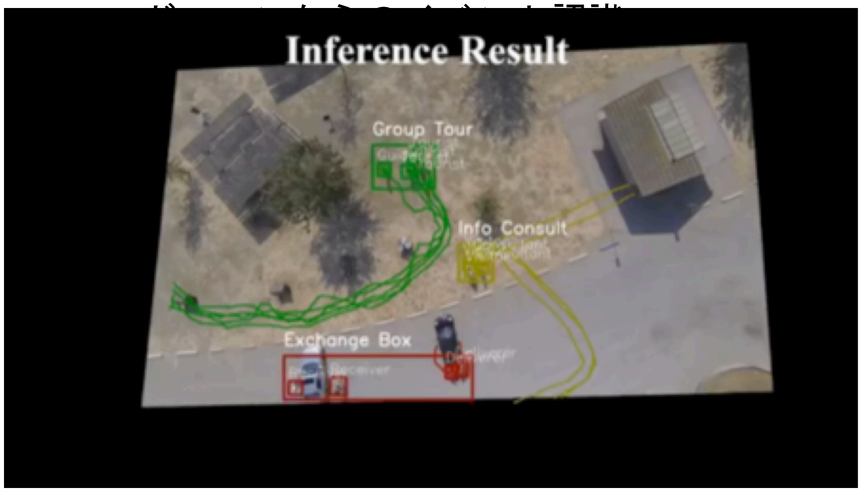
https://www.youtube.com/watch?v=i1eZekcc_lM

https://www.youtube.com/watch?v=RZU8w3uvenU

アプリケーション

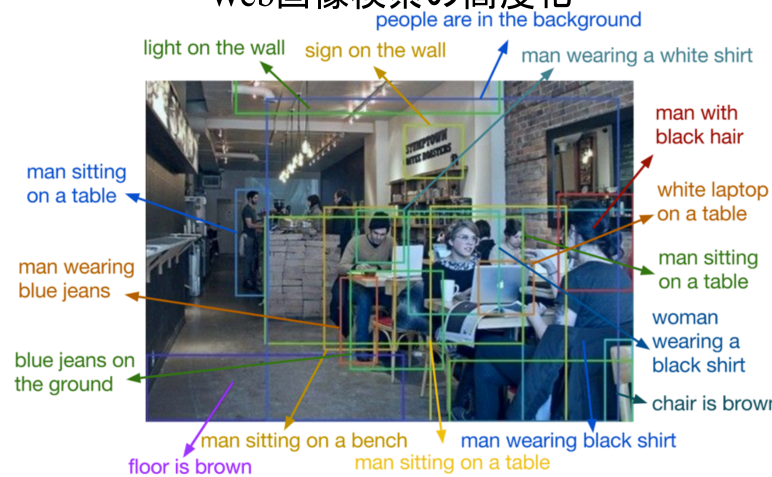
ドローン，Web，顔認証，一人称カメラ

UAV [Shu+, CVPR15]

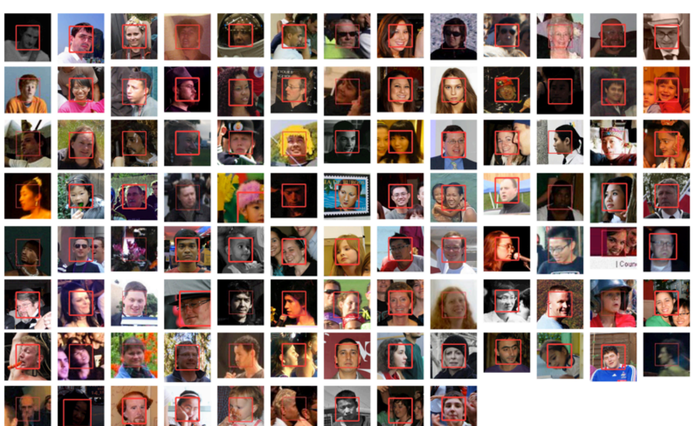


https://www.youtube.com/watch?v=nKzwfLa2lvc

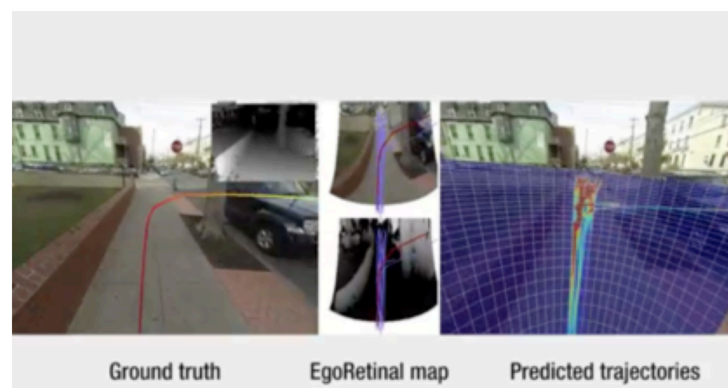
DenseCap [Johnson+, CVPR16]
Web画像検索の高度化



MegaFace [Kemelmacher-Shlizerman+, CVPR16]
地球規模(69万人)での顔認証問題への挑戦



Egocentric Future Localization [Park+, CVPR16]
一人称ビジョンによる道案内・経路推薦



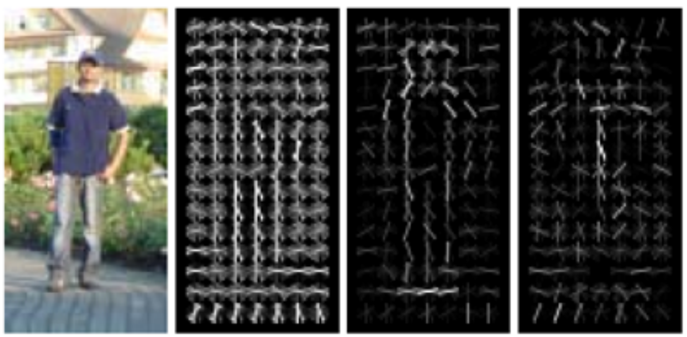
https://www.youtube.com/watch?v=0YY3aBX0GTQ

ここまで1,000本超の論文を読んで

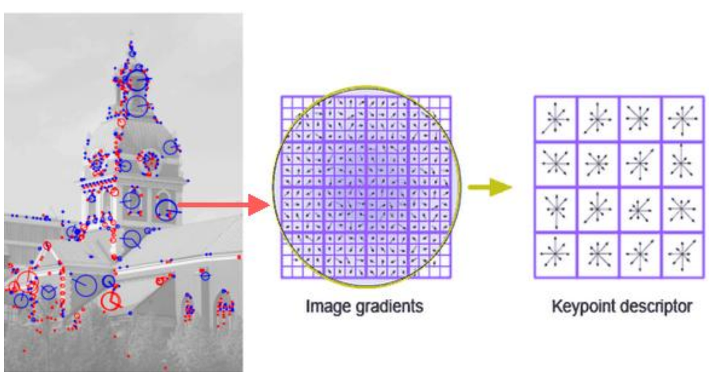
CNNの浸透が思ったより早い

– CVPR2015: 40%くらい? => CVPR2016: 80%超！

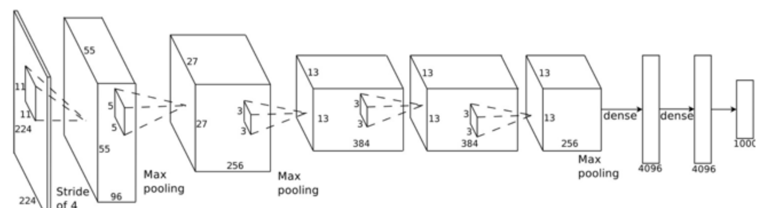
– 考え方としてHOGやSIFTなどと同様，ツールとして用いる



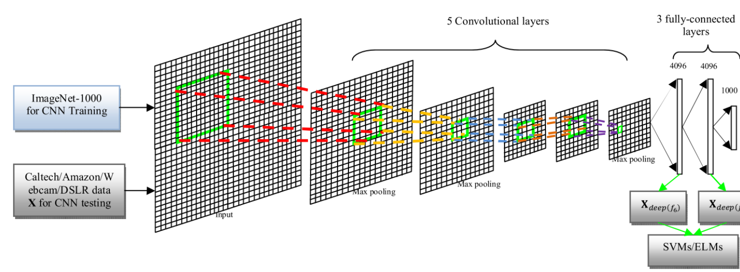
HOG [Dalal+, CVPR05]



SIFT [Lowe+, IJCV04]



AlexNet [Krizhevsky+, ILSVRC12/NIPS12]



DeCAF [Donahue+, ICML14]

ここまで1,000本超の論文を読んで

優れた研究は「優れた問題」を提供

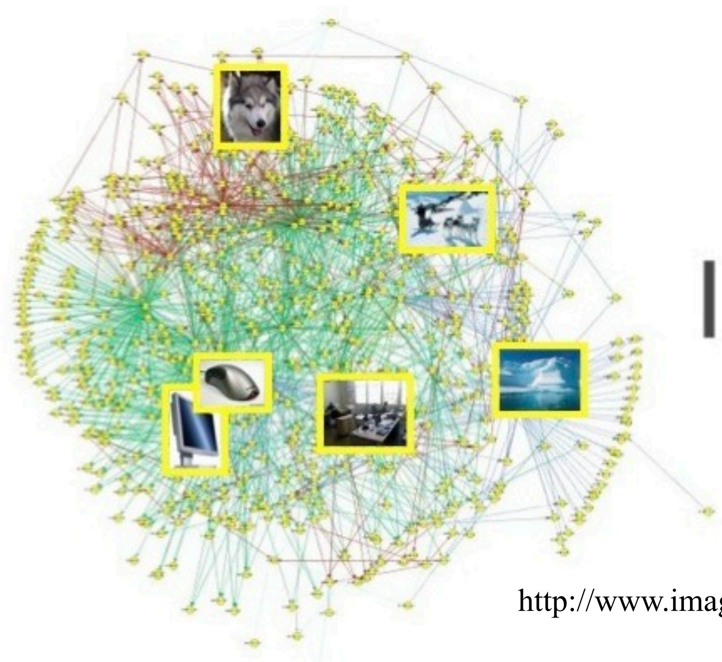
- 追従型の研究よりもコンセプト重視の論文
- 次のトレンドを作るためのトライを繰り返す

今後の取り組み

今後の方針

問題設定と同時にデータセットを作る

- 問題と同時にデータセットを自分で作る
- 覚悟する！
- データの作成が新規性のひとつとして論文に書ける



IMAGENET

http://www.image-net.org/

今後の方針

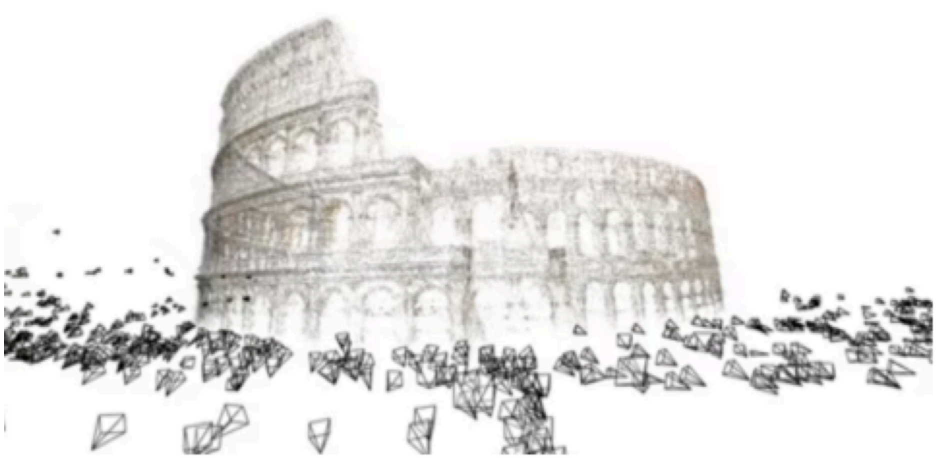
新規性をうまくアプリケーションとして見せる

– 昔のBuilding Rome in a Day (ICCV2009)のイメージ

– 2016年だとFace2Faceなど

– 少しの差分でもその違いで見える未来を（わかりやすく）説明

– 分かりやすく，というところが重要



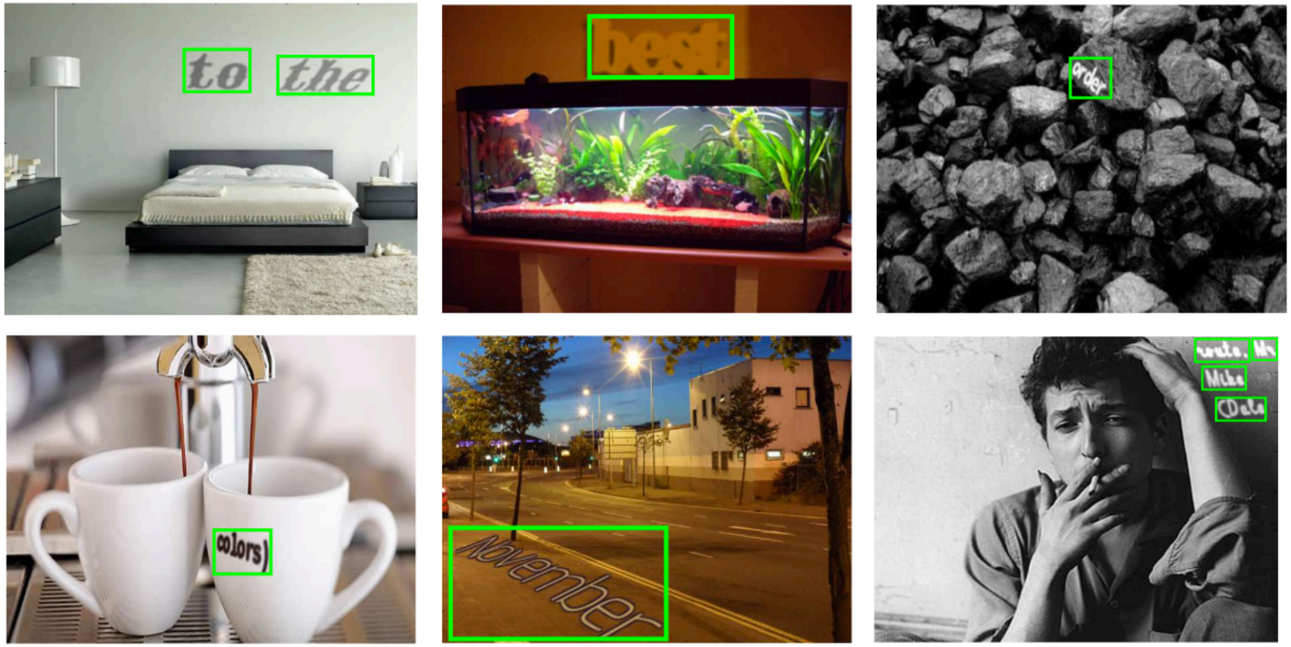
https://www.youtube.com/watch?v=kxtQqYLRaSQ&list=PLDFDB5B8C80DB3AD6&ind

https://www.youtube.com/watch?v=ohmajJTcpNk

今後の方針

ロストアイディアを復活できないか？

- Deep Learning により（一時的に）消されたアイディアという意味
- もちろん，今風にアレンジ
- 可能性があるにも関わらず，消えたアイディアという意味
- e.g. 文字検出

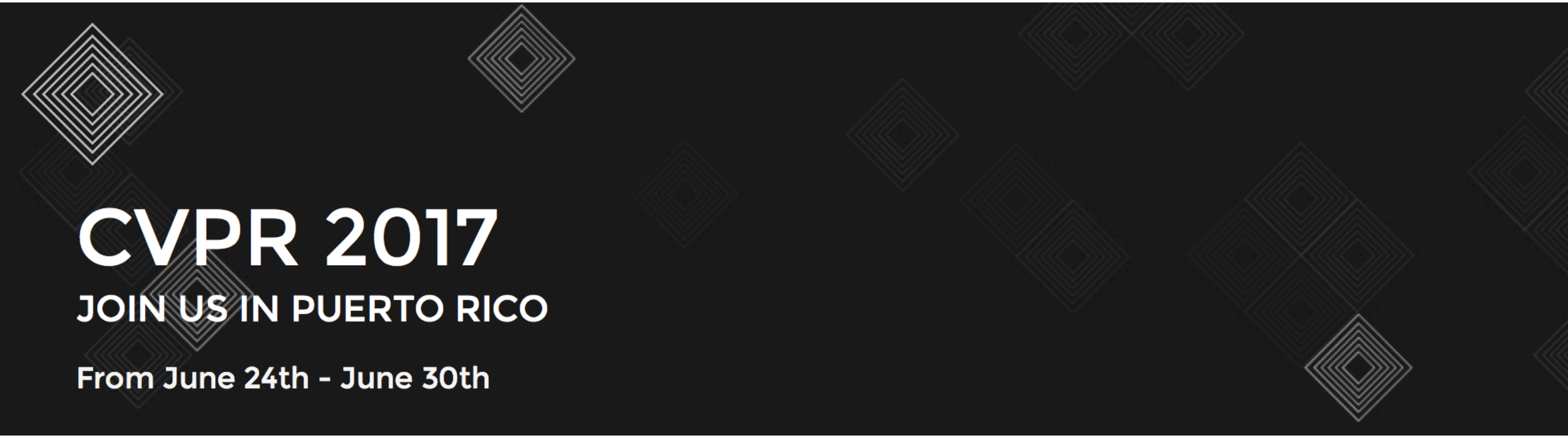


To be continued in 2016…

2016年の目標は「1,000本読破」と「上位会議への投稿」

– 考案したアイディアを実現可能レベルに昇華

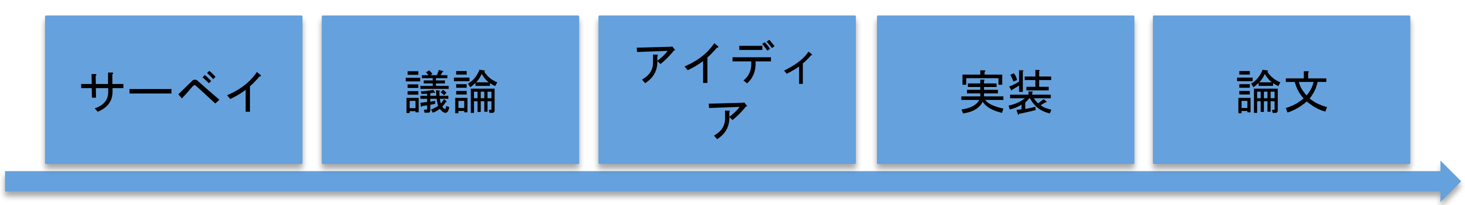
– 現在，まさに議論と実装を練り上げている最中



IAIPに対する貢献

– 画像処理技術の広い分野への応用とその発展に寄与することを目的として（中略）生産分野への貢献のみならず，本委員会では幅広い分野へ実利用を目指して活動しております.

– 研究のための調査を真摯に行う
– 最先端研究を現場へ入れて問題を洗い出す
– 論文を読むだけでも、書くだけでもダメ



理想的なカバー範囲

IAIPに対する貢献

- 画像処理技術の広い分野への応用とその発展に寄与することを目的として（中略）生産分野への貢献のみならず，本委員会では幅広い分野へ実利用を目指して活動しております．

- 研究のための調査を真摯に行う
- 最先端研究を現場へ入れて問題を洗い出す
- 論文を読むだけでも、書くだけでも、社会実装だけでもない