

力学的負荷の空間的パターンに注目した物体の「力学的表情」

平 俊男

"Expression in Mechanics Sense" in terms of Distribution Pattern of Load Level

HIRA Toshio

It is emphasized that the design problem is highly dependent on individual skills and sense of aesthetics in general. However, there are also objective aspects in the design process, such as rationality in terms of mechanics. In order to develop the novel design technique, it is a key to reveal the connection between the sensuous- and the objective-aspects in that process. In this article, we assumed that the human designer intuitively see the distribution pattern of load level, such as mechanical stress, strain energy, without the structural analysis. Furthermore we proposed a concept of "expression in mechanics sense" that is the distribution pattern perceived by the designer. The term of *expression* is a metaphor of human facial expression. This virtual expression is regarded as a bridge connecting the sensuous- and objective-aspect. Finally, we showed some methodologies using the deep learning-based captioning engine to estimate the model for perception of shape feature by the human designer.

1. はじめに

一般にデザインと呼ばれる行為は、いわゆるセンスや感性の問題として属人的な文脈で語られ、主観的な側面が強調される。しかしながら、対象とする物体の形態や形状に対する印象の形容には、直観的ではあるものの、その力学的合理性など、物理的特徴に対する言及がみられる。このことは、人が物体から受ける印象のような主観的・感性的側面と、物体のもつ客観的・物理的側面との間に何らかの関連があることを示唆する。すなわち、人の物体形状認識におけるこれら二つの側面の接点を明らかにし、その間の中間的媒介として力学的要因を位置付け、従来経験則的に扱われてきたデザイン方法論を再解釈することで、新たな展開が可能となると考えられる。

本研究では、物体の形態や形状から印象が形成される過程において、物体内部の力学的負荷の空間的パターンが、人には「力学的表情」として心象的に認識されているとの仮説⁽¹⁾に基づき、まず、例として陶磁器カップ形状をとりあげ、物体形状の把握のメカニズムの解明のために深層学習モデルを用いる方法論を示す。次に、単純なはり構造を例に、形状内部の力学的負荷の空間的パターンと感覚との関連を示す。

2. 力学的表情

感性評価に基づく3次元形状デザインを目的とした研究⁽²⁾では、抽象的な3次元造形物体を対象とした評価実験によ

り、嗜好や審美性といった高次の複合的概念を含まない場合、形状に対する感性評価では「均整性」、「活動性」、「力量性」が主要な評価基準となっており、デザインの専門性を持たない一般ユーザであってもその評価の傾向が一致することが示されている。また、機能を満たす形態がそのまま構造として実現され、装飾的要素があまり施されない橋梁構造物では、「機能美」という概念が用いられ、その解釈には「力の流れ」といった表現がみられる⁽³⁾。この表現は、橋梁構造物に限らず、構造設計や機械設計においてもよく用いられており、北村ら⁽⁴⁾は、人がその形状にかかる力の流れを想像する能力を「力学的感性」と呼んでいる。

これらのことは、人が物体の形態や形状に対して想起する印象には、対象物の力学的特徴および物理的特徴が影響を与えていることを示唆している。著者らは、その印象の要因として、物体内部の力学的負荷の空間的パターンを仮定し、そのパターンが心象的な「力学的表情」として把握されているのではないかと考えている。この「力学的表情」は、物体の形態や形状と印象とを関連付ける中間的媒介とみなせるものであり、この関連を探るためには、人が他人の表情を認識する場合と同様に、対象のどの部分（人の表情の場合は「眼」、「口」など）を注視しているか、それらをどのようにパターンとして把握しているかなどを明らかにすることが必要となる。

3. 形状把握と力学的評価

3. 1 深層学習モデルによるキャプション付けに基づく形状把握

物体の形状把握の手がかりを得るために、ここでは、深層学習モデルによるキャプション付けを用いる。深層学習は機械学習のブレイクスルーとして、近年、注目を集め様々な展開がみられる。特に、入力として画像を与えるのみでキャプション付けを行うことが可能であることを示した Google のグループによる研究成果⁽⁵⁾は、深層学習が画像認識だけではなく、画像理解の問題にも応用可能であることを示している。図1に示すように、このような深層学習モデルが、図中左側に示すような陶磁器カップを想定した形状の画像に対して、それがカップの画像であるとの程度の確信度で認識するのか(図中右側)は、その形状のもっともらしさを推定する指標値となる。また、深層学習モデルの中間層における画像への活性化の様子には、形状把握の際の画像中の注目領域といった特徴が反映されていると考えられる。

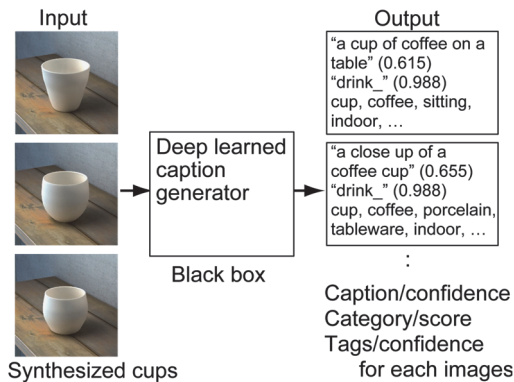


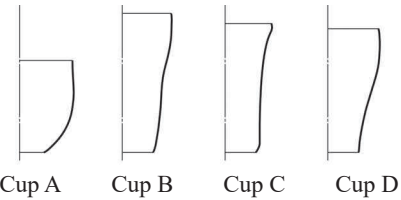
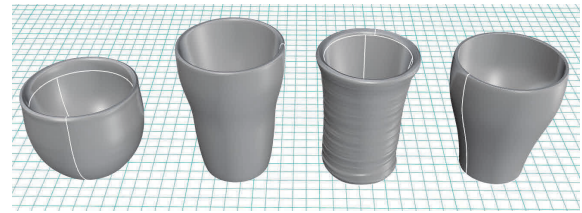
Fig. 1 Captioning for estimating likeliness

3. 2 深層学習モデルによる分類に基づく形状評価

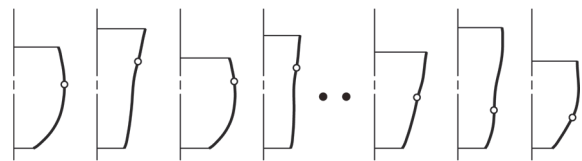
カップ形状に対するもっともらしさを評価するために、まず、実在しない形状を含む多様なカップ形状の画像を用意する。このような新規形状として、3次元スキャンされた既存の陶磁器カップの輪郭曲線(図2(a))を用意し、生成的手法⁽⁶⁾によって120通りの輪郭曲線を得た(図2(b), (c))。ただし、キャプション付けの入力画像の作成にあたっては、背景画像の影響を排除するために、スタジオ状の環境に置かれたカップ形状のレンダリングを行った。入力画像は24ビットカラー、900×900ピクセルとしている。

キャプション付けの学習済みモデルには、Microsoft Cognitive Servicesに含まれるComputer Vision API⁽⁷⁾をブラックボックス的に利用した。このAPIは、COCO Image Captioning Challenge 2015で1位となったFangらのモデル⁽⁸⁾をもとにMicrosoft社が公開しているものであり、与えられた画像に対して2000以上のタグによるタグ付けと、86のカテゴリを出力する汎用のキャプション付けサービスである。

形状の力学的評価にあたっては、半径方向に厚みをつけた輪郭曲線と底に相当する領域を軸対称モデルとして扱



(a) Scanned cups and profiles as references



(b) Synthesized profiles



(c) Rendered images of synthesized cups

Fig.2 Concept for generation of various cup images

い、線形弾性有限要素解析を行った。境界条件は、底部分の垂直方向の変位拘束と、内面に対する圧力である。以下の項において、力学的特徴量としてはカップ側面部の断面内の半径方向の相当応力を取扱う。このとき、対象物は仮想的な線形弾性体としているため、相当応力値は相対的な意味合いのみを持つ。また、相当応力の図示にあたっては、カップの一般的な使用法を想定し、カップ側面部の断面のみを示し、コンター図でのしきい値は、それぞれのカップ側面部断面の相当応力の平均値と標準偏差を用いて決定している。

3. 2. 1 カテゴリ“drink_”と評価された形状

今回、入力として与えた120枚の画像に対して、カテゴリ“drink_”(112枚)と“others_”(8枚)の2種類のみが出力された。図3にComputer Vision APIによってカテゴ



(a) Top quartile on category score



(b) Bottom quartile on category score

Fig.3 Rendered images categorized as “drink_”

リが“drink_”であると分類された画像 112 枚のうち、カテゴリスコアが上位 4 分の 1 のものと下位 4 分の 1 のものを示す。表 1 は、そのカテゴリスコアの上位 3 つ（表中 (a) ~ (c)）と下位 3 つ（表中 (d) ~ (f)）について、入力画像、出力されたキャプション、カテゴリ、タグとカップ側面の断面中の相当応力の分布コンター図、相当応力に関する代表値を示している。

出力されたキャプションは、形状 (a) から (f) のいずれも「コーヒーカップ」に関するものであった。その理由としては、ここで用いた Computer Vision API の学習データセットにおいて、カップ画像が相対的に少なく、また、キャプションの記述に主観的な要素が含まれていないことが挙げられる。一方で、カテゴリ “drink_” に対するスコアに注目すると、Cup B や Cup D（図 2）のような S 字形の

Table 1 Rendered images that are categorized as “drink_” and their generated captions, category, and stress distribution (part of 112 images)













Images	Generated caption (confidence), Category (score), Tags (confidence)	Equivalent stress distribution on side cross section of cups
(a) 	“a cup of coffee on a table” (0.615) “drink_” (0.988) *Highest score cup (0.999), coffee (0.996), sitting (0.957), indoor (0.861), tableware (0.762), black (0.686), ceramic ware (0.522), pitcher (0.299), coffee cup (0.269), Dixie cup (0.090), porcelain (0.069)	 Min: 12.4, Max: 28.7 Median: 14.9 Mean: 15.8, SD: 3.0 CV: 19%
(b) 	“a close up of a coffee cup” (0.655) “drink_” (0.988) *Highest score cup (0.999), coffee (0.995), sitting (0.954), indoor (0.867), tableware (0.755), ceramic ware (0.464), coffee cup (0.306), Dixie cup (0.106), porcelain (0.053)	 Min: 1.7, Max: 10.8 Median: 5.1 Mean: 5.3, SD: 2.5 CV: 47%
(c) 	“a cup of coffee on a table” (0.490) “drink_” (0.988) *Highest score cup(0.999), coffee (0.993), table (0.976), tableware (0.837), ceramic ware (0.378), pitcher (0.254), Dixie cup (0.127), coffee cup (0.118), porcelain (0.048)	 Min: 13.5, Max: 33.9 Median: 16.8 Mean: 17.6, SD: 2.7 CV: 15%
(d) 	“a close up of a coffee cup” (0.693) “drink_” (0.644) *Lowest score cup (0.999), coffee (0.998), tableware (0.667), ceramic ware (0.294), coffee cup (0.253), Dixie cup (0.076), porcelain (0.058)	 Min: 5.4, Max: 11.2 Median: 8.4 Mean: 8.4, SD: 0.7 CV: 8%
(e) 	“a close up of a coffee cup” (0.682) “drink_” (0.646) *Second-lowest score cup (0.999), coffee (0.976), tableware (0.567), ceramic ware (0.467), coffee cup (0.153), porcelain (0.093)	 Min: 4.2, Max: 10.2 Median: 8.5 Mean: 8.5, SD: 0.8 CV: 9%
(f) 	“a cup of coffee” (0.804) “drink_” (0.687) *Third-lowest score cup (0.999), coffee (0.998), tableware (0.660), ceramic ware (0.254), coffee cup (0.192), porcelain (0.063)	 Min: 5.9, Max: 11.2 Median: 9.4 Mean: 9.4, SD: 0.9 CV: 10%



Fig.4 All rendered images categorized as “others_”







輪郭曲線を持つ場合にスコアが高く、Cup C のように外側に反るような輪郭曲線を持つ場合にスコアが低い。このスコアの大小は、形状の良さを意味するものではないが、スコア値による形状特徴評価の可能性を示していると考えられる。

3. 2. 2 カテゴリ “others_” と評価された形状

図 4 に、85 種類のどのカテゴリにも分類されず “others_”

と出力された 8 枚の画像を示す。表 2 は、そのうちスコアが下位の 3 つを示している。形状 (h) を除く 7 枚の画像のキャプションには「コーヒーカップ」が含まれているものの、カテゴリ “drink_” とは分類されていなかったことから、これらの形状は、表 1 に示したような形状とは異なる特徴量を持つことが推測される。この結果も学習データセットに依存したものではあるが、これらの形状が実物のカップとしてはあまりみられないことが、深層学習モデルの出力

Table 2 Rendered images that are categorized as “others_” and their generated captions, category, and stress (part of eight images)

Images	Generated caption (confidence), Category (score), Tags (confidence)	Equivalent stress distribution on side cross section of cups
(g) 	“a cup of coffee on a table” (0.707) “others_” (0.023) cup (0.999), coffee (0.998), sitting (0.942), tableware (0.462), ceramic ware (0.378), coffee cup (0.274), porcelain (0.041)	 Min: 4.1, Max: 10.3 Median: 8.5 Mean: 8.5, SD: 1.0 CV: 12%
(h) 	“a vase sitting on a table” (0.351) “others_” (0.031) sitting (0.978), indoor (0.972), ceramic ware (0.219)	 Min: 5.0, Max: 12.3 Median: 9.5 Mean: 9.5, SD: 1.3 CV: 14%
(i) 	“a cup of coffee” (0.715) “others_” (0.035) cup (0.999), coffee (0.995), tableware (0.363), ceramic ware (0.245), coffee cup (0.233)	 Min: 3.7, Max: 9.3 Median: 8.1 Mean: 8.1, SD: 0.9 CV: 11%

として現れていると考えられる。

ここでは、既存の深層学習モデルをブラックボックス的に利用したため、各形状のキャプション付けの鍵となった画像特徴量は直接には明らかでなく、中間層の確認といった検討が今後必要となる。

3. 3 力学的評価からみた形状評価の妥当性

一般に全応力設計の観点からは、応力値のばらつきが小さい方が合理的と評価される。表 1 に示した形状 (a) ~ (c) と形状 (d) ~ (f) の側面の相当応力値の変動係数 (CV 値) を比較すると前者は大きく、後者は小さい傾向がみられた。ただし、ここでとりあげた解析モデルでは、カップ形状側面の肉厚を一定としており、応力分布の様子が実物とは異なっているため応力値のばらつきの程度によって単純な優劣の比較はできない。

カップ側面部断面の相当応力の分布に注目すると、形状 (a) ~ (c) では底部に近いところのみで大きな応力値となり、形状 (d) ~ (f) では口部に近いところにも大きくなっている領域がみられる。一方で、表 2 に示したような形状では、このような共通の傾向はみられない。これらの結果より、前節に示した深層学習モデルが出力するカテゴリスコア値に基づく形状評価は、力学的評価の観点からも妥当性があると考えられる。

4. 力学的負荷の空間的パターン

前章に示したカップ形状の例では、応力値の評価を側面断面で行っているため、力学的負荷の分布は輪郭曲線に沿ったほぼ一次元のものであった。本章では、図 5 に示すような重力下にある矩形一様断面の弾性はりをもつモデルについて、支間比 $r = s/l$ (ただし支間長 s 、長

さ l) をパラメータとして応力分布の変化をみる。はりには平面応力状態にあるものとし、はり上面には、はりの自重に相当する荷重の 10 倍の分布荷重が一樣に加わっている。有限要素解析にあたっては、はり長さ l の 1/100 を一辺の長さとする正方形要素に分割している。

図 6 に、支間比 r を 100% から 10% に変化させたときの相当応力について、99 パーセンタイル値、中央値、変動係数を示す。ここで、最大応力値を比較の対象としないのは、どの支間比においても支持点で最大値が発生してお

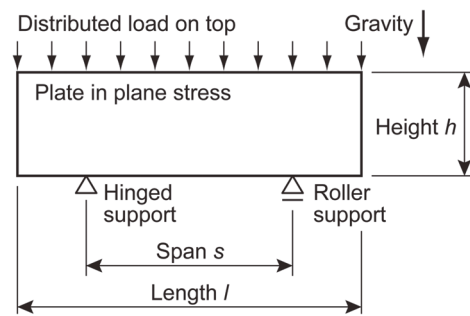


Fig. 5 Structural model

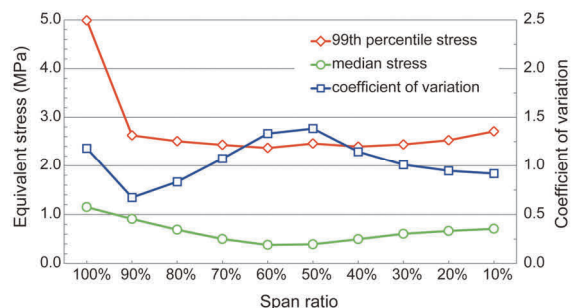


Fig. 6 Equivalent stress vs span ratio

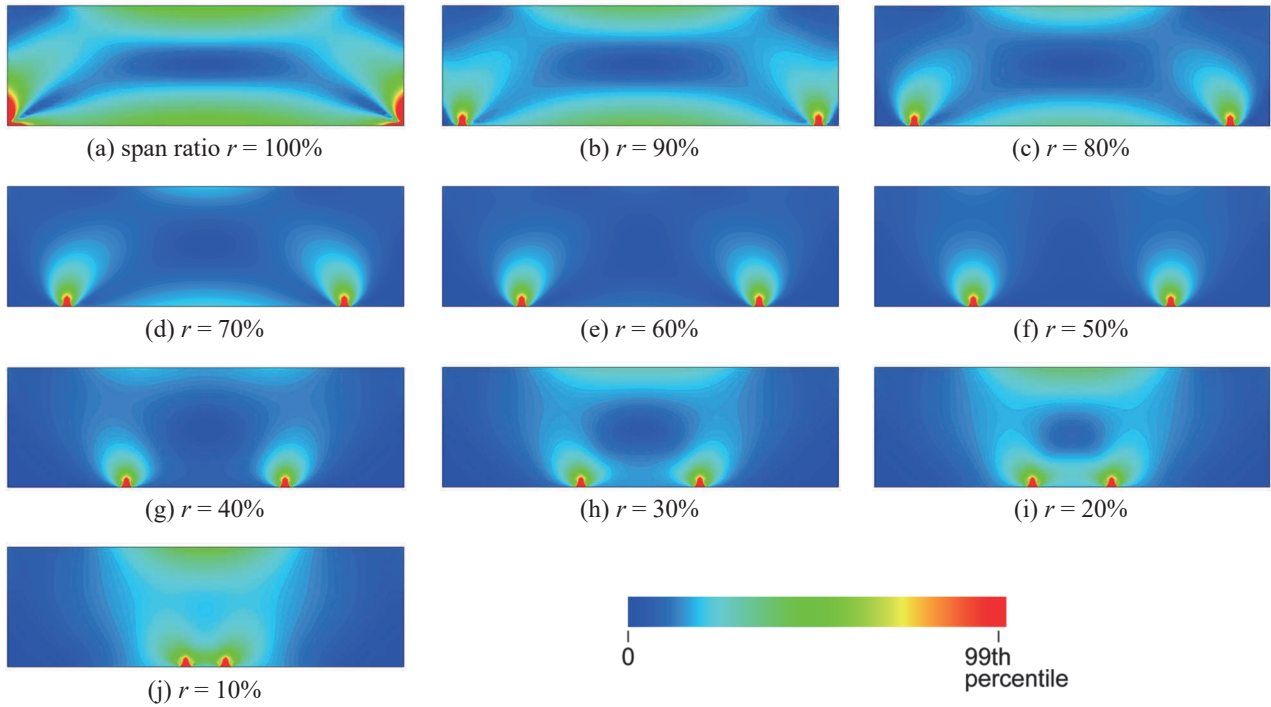


Fig. 7 Stress distribution vs span ratio

り、現実のはり構造と異なりこのモデルが点支持であることに影響され、99パーセント値と比べ約5から9倍の大きさとなっているからである。この図より、相当応力は、支間比が100%の場合において99パーセント値、中央値がともに最も高くなっている。また、その他の支間比においては、相当応力の99パーセント値にあまり差はみられず、中央値は支間比60%及び50%で低くなっている。標準偏差を平均値で割った変動係数は、支間比90%で最も小さく支間比60%及び50%で高い。

弾性はり内の相当応力分布をコンター図として図7に示す。図中のコンターは、応力値が最も高かった支間比100%のはりの99パーセント値を最大値として赤色とし、0を最小値としている。なお、相当応力が99パーセント値を超える部分については最大値と同色としている。これらの図からは、はり上面における相当応力の高い領域の面積が、支間比60%及び50%において小さくなっていることがわかる。このことは、はりの支間比が小さくなるとともに、上向きに凸のはり変形状から下向きに凸の形状に変わり、はり上部中央の応力の水平成分が引張から圧縮に変化し、0(中立状態)となること(図8)が反映されている。この相当応力が小さくなる支間比は、長谷川による構造形態と人間感覚に関する研究⁽⁹⁾における、アンケート集計によって得られた最も安心感を得る支間比60%と対応するものである。一方で、アンケートにより最も不安を感じるとされた支間比20%に関しては、力学的評価との対応は特にみられず、安定性や実構造としてのなじみ深さなどの別の観点からの評価が影響しているものと考えられる。

図9に支間比90%と60%のときの等応力線図を示す。図7のような応力分布や、この線図のようなパターンが人にどのように把握されているのか明らかにすることが、今後の検討課題である。

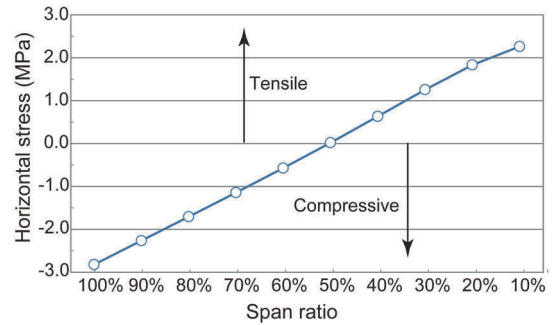


Fig. 8 Horizontal stress at top center of beam

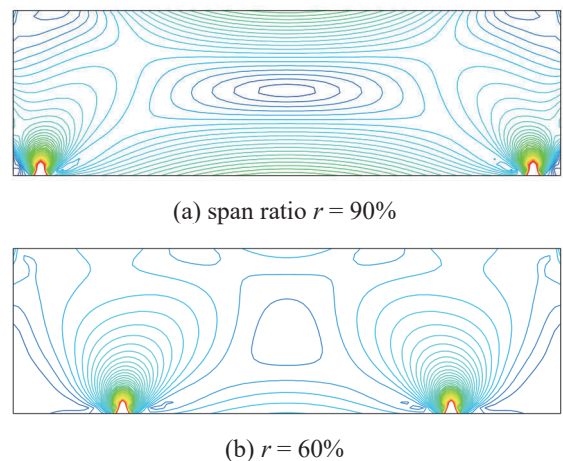


Fig.9 Stress contours

5. おわりに

例として陶磁器カップ形状をとりあげ、その形状把握のメカニズムを探るために深層学習モデルを用いるアプローチを示した。現状では、既存の深層学習モデルをブ

ラックボックス的に用いているため、その形状のもっともらしさとして画像のカテゴリに対するスコアが利用できる可能性を示しているにとどまっている。今後、画像に対する中間層の活性化の様子を検討することで、形状把握の鍵となる画像特徴量を得ることを検討している。

力学的負荷の空間的な分布については、両端突出はりモデルを用いて、感覚との対応を検討した。この結果は、先行研究による最も安心感を持つとされた形態と傾向が一致するものの、感覚的評価と空間的分布との対応付けには至っておらず、詳細な検討が必要となる。

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 16K12517 の助成を受けた。記して謝意を表す。

文 献

- (1) 平俊男, “力学的表情に関する一考察”, 奈良高等専門学校研究紀要, 第 52 号, (2017), pp.1-4.
- (2) 片平建史, 他 11 名, “3 次元物体の感性評価における主要因子”, 日本感性工学会論文誌, Vol.15, No.4, (2016), pp.563-570.
- (3) 海洋架橋調査会 (編), 橋と景観, (1992).
- (4) 北村隆, 長谷川浩志, 星七海, “脳波情報を用いた形状創生システムの開発”, 日本機械学会 第 27 回設計工学・システム部門講演会 講演論文集, No.17-32, (2017), #1306.
- (5) Vinyals, O., Toshev, A., Bengio, S., and Erhan, D., “Show and tell: A neural image caption generator”, *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, (2015), pp.3156-3164.
- (6) 平俊男, “物体の「力学的表情」認識モデルの検討 (多様な感性サンプルの生成)”, 日本機械学会関西支部 第 92 期定時総会講演会 講演論文集, No.174-1, (2017), pp.75-76.
- (7) Microsoft, “Azure Cognitive Services, Computer Vision Documentation”, <https://docs.microsoft.com/ja-jp/azure/cognitive-services/computer-vision/> (参照日 2017-10-12).
- (8) Fang, H., et al., “From captions to visual concepts and back”, *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, (2015), pp.1473-1482.
- (9) 長谷川明, “構造形態と人間感覚に関する考察, 構造工学論文集”, Vol. 42A, (1996), pp.463-470.