

生体情報による適応的な感情推定に向けて

吉田 怜司^{†1} 菅谷 みどり^{†1†2}

概要: センサデータを元に人の感情を推定する手法は数多く存在し、心拍や脳波などの生体情報を用いた感情解析が研究されてきた。生体情報を用いた感情推定手法はその精度を計るために、評価主の主観との一致度を求めるのが一般的であるが、そもそも評価主の主観が本心での感情と一致しているという保証がない。そこで、EQ 指標を用いて生体情報を用いた感情推定手法の評価を行った。結果、刺激に対する主観評価の信憑性を表す指標をしての有効性を示すことができた。また、本発表では生体情報を用いた感情推定の応用についても述べる。

Emotion Estimation using Biometric Information and its Application

REIJI YOSHIDA^{†1} MIDORI SUGAYA^{†1†2}

Abstract: There are many methods for estimating human emotions based on sensor data, and emotional analysis using biological information such as heartbeat and brain waves has been studied. In general, the emotion estimation method using biometric information is required to determine the degree of coincidence with the subjective evaluation of the evaluator in order to measure its accuracy, but the subjectivity of the evaluator is unknown. Therefore, we evaluated the emotion estimation method using biometric information using EQ. As a result, we were able to show the effectiveness of EQ as an indicator of showing the credibility of the subjective evaluation. In this presentation, we also describe the application of emotion estimation using biological information.

1. はじめに

近年、スマートフォンなどの携帯端末の6軸センサーやGPSなどの物理的なセンサデータを元に日々の運動量や移動距離を記録するヘルスケアが行われてきた[1]。また、これに加えてスマートウィッチなどのウェアラブル端末の皮膚温度センサーや脈拍センサーなどの生理的なセンサデータと合わせて日々の健康状態も記録するライフログも行われている[2]。これらのセンサーの時系列データを元にユーザーの現在の状態だけでなく前後の状態も鑑みて最適なコンテンツを提供するコンテキスト・ウェア・コンピューティング[3]やそれらのセンサデータを元にユーザーの感情を推定し、推定結果に適したコンテンツを提供するエモーション・ウェア・コンピューティングが提案されている[4]。

物理的なセンサデータを元に人の感情を推定する手法は数多く研究されており、画像解析 [5]や音声認識[6]などがある。画像解析を用いた感情推定では機械学習を用いることで9割を超える精度を示しており[5]、音声認識を用いた感情推定は人と物の自然な対話の実現に必要なと述べている[6]。しかし、画像解析による感情推定では感情が表情に出にくい文化[7]や被写体の背景の処理の複雑さ[8]などが問題であり、音声認識による感情推定ではセンサデータとしては得られない話者の環境や性格を考慮する必要があ

ると述べている[6]。

生理的なセンサデータを用いて感情を推定する手法はすでに提案されている[9][10][11]。Nasoz らや Kim らは非侵襲型の簡易センサを用いて発汗、脈拍、皮膚温などの生体情報から感情を推定した[9][11]。坂松らの既存研究では脈拍などの生体情報を用いた感情推定により精神衛生状態の悪化予防や向上に有効であると示した[12]。また、池田らや平松ら、Koelstra らの研究により生体情報による感情推定結果は主観による自己の感情評価を十分に説明できること示した[10][13][14]。一方、これらの研究では生体情報の各指標が独立または統合された一つの指標として分析されており、指標間の相互作用や主観評価そのものについては十分に考慮されていない。この課題を解決する必要があると考える。

本研究では上述の課題を解決するにあたり、複数の生体情報を総合的に評価し、評価主の主観評価の正確さを考慮するマルチセンサプラットフォームを提案する。これの実現にあたり、まずは人が自分の感情をどの程度理解し表現できているかを知るために、生体情報による感情推定を正答とし、心理指標である EQ 指標を用いての生体感情推定手法の評価を行った。複数の生体情報を用いての感情推定にあたり、Mehrabian らによる感情モデルで感情を定義し、主観評価が評価主の本心を表しているかを評価するために EQ 指標により主観評価の信憑性評価を行う。感情推定にあたって

^{†1} 芝浦工業大学大学院
Graduate school, Shibaura Institute of Technology

^{†2} 芝浦工業大学 工学部 情報工学科
Faculty of Engineering, Computer Science and Engineering

は、感情推定手法の用途環境の限定を避けるため一般的な刺激を用いた。また、脳波を脈拍の2つの生体情報を用いて感情推定を行った。

坂松らや、池田、平松らによって行われた生体情報を用いた感情推定実験において、結果として刺激に対する主観による感情推定と生体情報による感情推定は相関関係にあることが分かった。しかし、彼らが行った実験において、生体情報を用いた感情推定手法の評価を行うには、感情を喚起させる刺激が限定的である、生体情報が反応を示すまでのラグを考慮していない、そもそも刺激に対する主観評価の正当性などについて十分な議論がなされていない。これらの課題を解決するにあたり、本研究で用いた感情推定手法、評価手法とその指標、感情を喚起するために用いた刺激などの詳細について述べる。

2. 生体情報による感情推定

2.1 概要

生体情報による感情を推定する方法は近年盛んに研究されている。中でも Mehrabian らによる PAD モデルは感情を Pleasure (ある事象に対する快不快具合), Arousal (どの程度活発的・退屈に感じるか), Dominance (自分がどの程度支配, または服従しているか) の3つの指標を用いて評価する[15]。また, Russell らは Mehrabian らの PAD モデルのうち主要とされる Pleasure と Arousal を用いて Valence と Arousal による感情の円環モデル (Circumplex Model of Affect) を提唱した[16]。

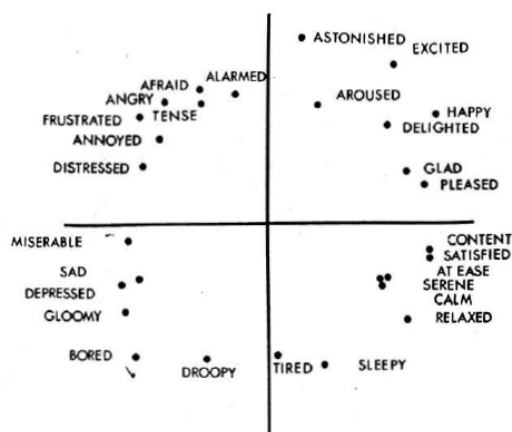


図1 ラッセルの円環モデル[16]

Figure 1. Russell's Circumplex Model of Affect

このモデルでは感情を二次元の座標軸上において円環上にプロットされることを提示している。この円環モデルを用いた感情の分類方法は数多く提案されており、田中らは脳波や鼻部熱画像処理感情を使って円環モデル上に感情の位置をプロットし、それらを可視化した[17]。ここで、田中

らは Arousal には脳波を, Valence には鼻部皮膚温度変化を対応づけ, これらの指標を用いて感情推定する手法を提案している[17]。また, 池田らは鼻部熱画像処理ではなく脈拍測定によって得られる値を Arousal に対応づけて感情推定を行う手法を提案している[13]。この提案において池田らは脳波と脈拍という二つの生体情報による感情推定は主観評価との誤差が少ないことを示している。従って本研究でも池田らと同様に脳波と脈拍を用いて生体情報による感情推定を行った。

2.2 推測手法

本研究では, 脳波と脈拍から得られる値を Russell の円環モデルの Arousal 軸と Valence 軸に対応づくように計算し, Arousal と Valence の値をそれぞれ Russell の円環モデル上にプロットした。

Arousal 軸に対応づける脳波の値は NeuroSky 社の MindWave Mobile[18]という脳波計を用いて計測した。脳波の値として, センサにより取得された値を用いて本脳波計が独自のアルゴリズムにより算出する Attention と Meditation という値を用いた。Attention と Meditation はそれぞれ人の集中度合いと安静度合いを示す値とされており, 0~100 のレベルで算出される。このことから, 本研究では Attention と Meditation の値の差が人の覚醒具合を表すのに妥当であるとし, Russell の円環モデルの Arousal 軸の値に対応づけた。

Valence 軸の値は Sparkfun 社の Pulse Sensor [19]という脈拍計により所得される脈拍値を対応づけた。本センサは光電式容積脈波記録法 (フォトプレチスモグラフィ)により, 脈拍数を計測する。Valence 軸に対応づける脈拍値として pNN50 を用いた。pNN50 は連続する30回の拍動において, 拍動のピークである R 波と R 波の間隔を RR 間隔としたとき, この隣接する30個の RR 間隔の差が 50ms を超える割合を示す。一般的に pNN50 は迷走神経の緊張具合を示しているとされており, この値が小さいほど緊張・不快な状態にある。従って, この RR 間隔は 50ms 以上の割合が高いほど正常・快状態であるといえる。このことから pNN50 を 0~1.0 の割合で算出し, その値を Valence 軸に対応づけた。

3. 主観評価による感情推定

3.1 概要

生体情報を用いて感情推定を行う研究において, 一般的に提案手法と主観評価との比較がなされる。ここで, 主観評価とは呈示された刺激に対してどのような感情を喚起したかの主観判断である。例えばホラー映像を見た際にそれを「怖い」と評価することはその映像に対する主観評価である。

3.2 測定方法

呈示された刺激に対する主観評価を定量的に測定する方法として Lang らにより提案された SAM (Self-assessment Mannequin) が存在する[20]。SAM は Mehrabian らによる PAD モデルの 3 指標について連続的に変化するスケールを人に模した画像を用いて評価するシステムである。Pleasure 指標については Russell らと同様に Valence 指標として扱われており、笑って喜んでいる人の画像から、眉を潜んで悲しんでいる画像の範囲で表示され、Arousal 指標については大きく目を開けて大きな衝動を抱えている画像から、目を閉じて衝動がない画像の範囲で表示される。また、Dominance 指標については小さく隅にいる人の画像から、枠をはみ出して腕を組んでいる人の画像の範囲で表示される。各指標は 9 段階にスケールされ、9 が最高評価 (高 Valence, 高 Arousal, 高 Dominance) であり、1 が最低評価 (低 Valence, 低 Arousal, 低 Dominance) である。

本研究では使用する生体情報に合わせて Valence と Arousal についてのみ評価を行った。

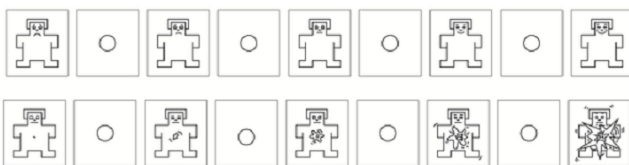


図 2 本研究で使用した SAM
 Figure 2. SAM used in the experiment

4. EQ 指標による感情推定の信憑性評価実験

4.1 概要

生体情報により感情を推定し主観評価と比較し、主観評価との差が小さいことをもって使用した生体情報の有用性を示す研究は多数存在するが、そもそも正解とする主観評価の正しさについては十分に議論されていない。そこで本研究では EQ (Emotional Intelligence Quotient) という心理指標を用いて主観評価の正しさを評価した。

4.2 EQ 指標とは

EQ 指標とは一般的に自己や他者の感情を知覚し、自分の感情をコントロールする能力である心の知能 (EI, Emotional Intelligence) を数値化したものである。本研究では Goleman らが提唱した EQ を 4 つの分野に分けてそれぞれの能力を評価する手法[21]を用いた。

4 つの分野は “Self-awareness” (感情の識別), “Self-management” (感情の利用), “Social Awareness” (感情の理解), と “Relationship Management” (感情の調整) である。これらを定量的に評価するにあたり、高山らが作成したアンケートを用いた[22]。

4.3 実験内容

一般化された刺激を呈示されたとき、脳波と脈拍により感情推定を行い、主観評価との差を明らかにし、EQ がそれによどのような影響を及ぼしているのかを明らかにするのが目的である。室温 26 度、湿度 58% の環境において、実験協力者 20 名 (男性 10 名女性 10 名、平均年齢 22 歳)、以下の手順で実験を行なった。

1. EQ に関するアンケートに答える
2. 脳波計、心拍センサを装着し 30 秒間安静にする
3. 5 秒間、刺激呈示まで待機画像を表示
4. 6 秒間、感情を喚起させる画像を呈示
5. 15 秒間、呈示画像に対する主観評価を行う
6. ラッセルの円環モデルの 4 つの象限に対応する画像 1 つずつに対し手順 3~5 を行う (合計 4 回)

刺激に対する新鮮な主観評価を得るために刺激が提示された直後に主観評価を行う必要がある。これを実現するために、Web ブラウザを用いた主観評価システムを開発した。また、刺激として IAPS (International Affective Picture System) [20] に登録されている画像を用いた。

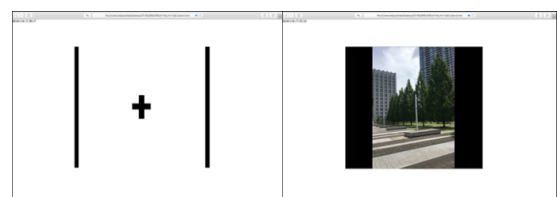
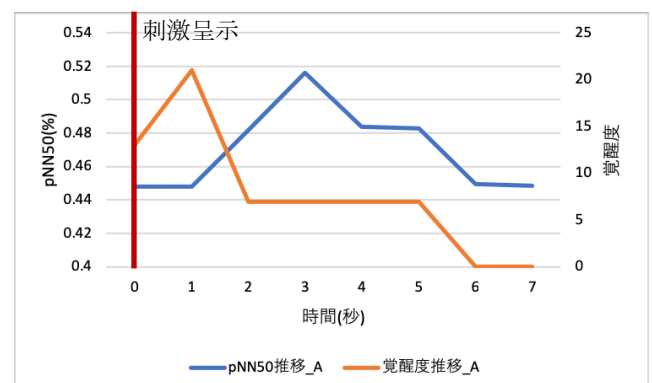


図 3 主観評価システム
 Figure 3. System used to present stimulus

4.4 実験結果

2 名の協力者の pNN50 と覚醒度の時間推移グラフを図 4 に示す。協力者 A については刺激呈示後 pNN50 と覚醒度の両方について、値が上昇したのち減少する傾向が見られる。一方協力者 B については pNN50 が減少し続けるのに対し、覚醒度は減少した後上昇したところが確認できる。



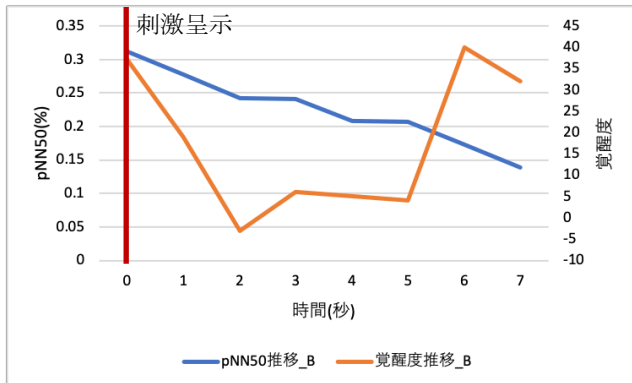


図4 協力者2名の Valence 指標と Arousal 指標の時系列データ

Figure 4. Time-lapse data of Pleasure and Attention of 2 subjects

また、EQ 能力の低いグループの呈示画像に対する生体情報と主観評価の差の平均と、EQ 能力の高いグループの呈示画像に対する生体情報と主観評価の差の平均について t 検定を行った。これにあたり、各生体情報と主観評価の差は以下の式で求めた。この式を適用するにあたり、各生体情報は主観評価である SAM と比較可能にするため同様に 9 段階にスケールを行った。

$$\text{Valence 評価} = |\text{生体 Valence 評価}(pNN50) - \text{主観 Valence 評価}(\text{Valence SAM})|$$

$$\text{Arousal 評価} = |\text{生体 Arousal 評価}(\text{覚醒度}) - \text{主観 Arousal 評価}(\text{Arousal SAM})|$$

4 つ EQ 能力全てに対して、その能力の高低による分類において Valence 評価に決定的な有意差は見られなかった。しかし、「感情の識別」能力による分類に対しては他の能力よりは有意な傾向 ($p < .15$) が見られた。

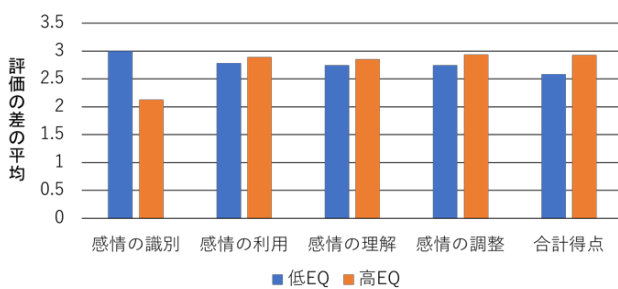


図5 生体情報と主観評価の Valence に関する差の t 検定
 Figure 5. t-test on the difference of Valence by physiological emotion and psychological emotion

また、Arousal 評価は「感情の利用」能力による分類と「感情の理解」能力による分類では有意差が見られなかった。しかし、図 8 より、「感情の識別」能力による分類と「感情

の調整」能力による分類では $p < .05$ で有意差が見られた。

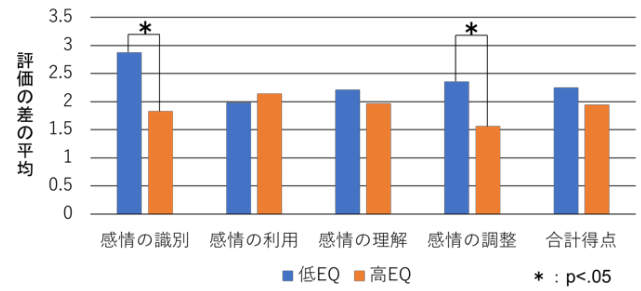


図6 生体情報と主観評価の Arousal に関する差の t 検定
 Figure 6. t-test on the difference of Arousal by physiological emotion and psychological emotion

4.5 考察

実験結果より、Valence 評価は評価主の「感情の識別」能力の高低にある程度依存し、Arousal 評価は「感情の識別」能力と「感情の調整」能力の高低に依存することが示唆された。

- 「感情の識別」
 「感情の識別」能力は自分の感情を正確に知覚する能力であることから、刺激に対する反応を自分の感情として正しく認知することができる能力として捉えることができる。
- 「感情の調整」

「感情の調整」能力は相手の感情に対して自分の感情を効果的に操作する能力であることから、刺激に対する反応にあわせて自己の感情を操作する能力なのではないかと考えられる。

これらのことから、「感情の識別」能力が高い場合は刺激に対する生体情報を正確に主観評価として把握でき、「感情の調整」能力が高い場合は刺激に対する生体情報にあわせて主観評価を変化させられるため、これらの能力が高いほど刺激に対する生体情報の評価と主観評価の差が減少したと考えられる。

5. センサーフュージョンプラットフォーム

心理指標を用いた主観評価との比較により、生体情報を用いた感情推定において主観評価と近い値を算出可能となることで、複数のセンサを用いて処理を行うセンサフュージョンプラットフォームの実現が可能となる。

我々は複数の生体情報を統合的に処理することで用途に応じた最適な生体情報を用いた感情推定を行うセンサフュージョンプラットフォームを提案する。本システムでは生体情報を Mehrabian の PAD モデルに対応づけることで直接比較することが困難な生体情報の比較を可能とする。

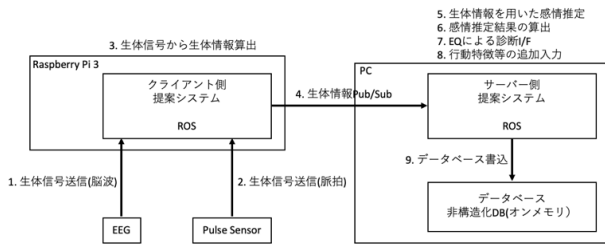


図7 センサフュージョンプラットフォームの概要図

Figure 7. Image of a sensor fusion platform

6. まとめと今後の課題

本論文では、生体情報による感情推定手法および主観評価との比較、主観評価の信憑性について述べた。また、感情の推定手法の応用として複数の生体情報を使うセンサフュージョンプラットフォームへの応用について述べた。生体情報は人の恣意的な変更が加えられないことから、客観的に人の感情を把握することに適していると考えられる。一方、まだ課題も多い。一つはその生体情報が本質的に何を表すかである。例えば心臓の拍動の増加の原因として身体的・精神的ストレスに対する負の反応と、恋愛や喜びといった正の反応が両方あげられる。このように生体情報の変化の原因について詳しく検証する方法はまだ十分ではなく、これを正しく検証する必要がある。今後センサフュージョンプラットフォームなどへの応用などが考えられることから、こうした基礎的な部分の研究を進める必要がある。

参考文献

[1] Apple : ヘルスケア, <<https://www.apple.com/jp/ios/health/>>(参照日 2018/12/19)

[2] Sony : Lifelog, <<https://www.sonymobile.co.jp/myxperia/app/lifelog/>>,(参照日 2018/12/19)

[3] B.N. Schilit, N. Adams, R. Want, "Context-Aware Computing Applications", Proc. Workshop Mobile Computing Systems and Applications, pp. 85-90, 1994.

[4] C. Frantzidis, C. Bratsas, C.L. Papadelis et al., "Toward emotion aware computing: an integrated approach using multichannel neurophysiological recordings and affective visual stimuli", IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed., vol. 14, no. 3, pp. 589-597, 2010.

[5] Veena Mayya, Radhika M. Pai, M.M. Manohara Pai. "Automatic Facial Expression Recognition Using DCNN". Procedia Computer Science, Vol. 93, p.453-461, 2016.

[6] Eduard Frant, Ioan Ispas, Voichita Dragomir, Monica Dascalu, Elteto Zoltan, Ioan Cristian Stoica. "Voice Based Emotion Recognition with Convolutional Neural Networks for Companion Robots". Romanian Journal of Information Science and Technology, Vol. 20, No. 3, p.222-240, 2017.

[7] Rachael E. Jack, Oliver G. B. Garrod, Hui Yu, Roberto Caldara, Philippe G. Schyns. "Facial expressions of emotion are not culturally universal". PNAS May 8, Vol. 109, No. 19, p.7241-7244, 2012.

[8] T. Kanade, J.F. Cohn, Y. Tian. "Comprehensive Database for Facial Expression Analysis". Proc. Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, p.46-53, 2000.

[9] Fatma Nasoz, Kaye Alvarez, Christine L. Lisetti, Neal Finkelstein. "Emotion recognition from physiological signals using wireless sensors for presence technologies". Cognition, Technology & Work, Vol. 6, Issue 1, p.4-14, 2004.

[10] Sander Koelstra, Christian Mu'hl, Mohammad Soleymani, Jong-Seok Lee, Ashkan Yazdani, Touradj Ebrahimi, Thierry Pun, Anton Nijholt, Ioannis (Yiannis) Patras. "DEAP: A Database for Emotion Analysis Using Physiological Signals". IEEE Transactions on Affective Computing, Vol. 3, No. 1, p.18-31, 2012.

[11] K. H. Kim, S. W. Bang, S. R. Kim. "Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals". Medical and Biological Engineering and Computing, Vol. 42, Issue 3, p.419-427, 2004.

[12] 坂松春香, ほか. "複数の生体情報を用いた感情同定手法に基づく MMD モデルを用いたセルフフィードバックインタフェースの提案". 情報処理学会インタラクション 2015 論文集, 岩手県立大学, p.602-605, 2015.

[13] Yuhei Ikeda, et. al.. "Estimate Emotion with Biological Information for Robot Interaction", KES-2017, Vol.112, pp.1589-1600, 2017.

[14] Takuya Hiramatsu, et. al.. "Preliminary Stage Reaction Analysis of Audience with Bio-Emotion Estimation Method". EACIS2018 COMPSAC2018, p.601-605, 2018.

[15] Albert Mehrabian. Basic dimensions for a general psychological theory, Oelgeschlager Gunn & Hain, 1980, pp.39-53.

[16] James A. Russell, "A Circumplex Model of Affect", Journal of Personality and Social Psychology, Vol.39, No.6, pp.1161-1178. 1980.

[17] 田中久弥, ほか. "鼻部熱画像処理に基づいた感情の可視化". 可視化情報, 2003, vol.23.

[18] NeuroSky : Mindwave Mobile, <<https://store.neurosky.com/>>, (参照日 2018/12/19)

[19] Sparkfun : Pulse Sensor, <<https://www.sparkfun.com/products/11574>>,(参照日 2018/12/19)

[20] Lang, P.J., Bradley, M.M., & Cuthbert, B.N. (2008). International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. Technical Report A-8. University of Florida, Gainesville, FL.

[21] Goleman D., Boyatzis R. & McKee A. "Primal Leadership: Realizing the Importance of Emotional Intelligence", Harvard Business School Press, 2002.

[22] 高山直. EQ こころの鍛え方. 東洋経済新報社, 2016, 222p.