

スマートフォンを活用したサッカートレーニングシステム

FOOTBALL TRAINING SYSTEM USING SMARTPHONE

S. Lyubimov¹⁾, 飯田英明^{1) 2) 3)}, V. Goy¹⁾, 來海郁⁵⁾, 日高義将⁴⁾, 浅井武⁵⁾, A. Molochkov¹⁾, 中村純^{1) 2) 4)}

Sergei Lyubimov, Hideaki Iida, Vladimir Goy, Kaoru Kimachi, Yoshimasa Hidaka, Takeshi Asai, Alexander

Molochkov and Atsushi Nakamura

1) 極東連邦大学 生物医学研究科 (Sukhanova 8, Vladivostok, 690950 Russia, lyubimovsd AT gmail.com)

2) 大阪大学 核物理研究センター (〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 10-1, atsushi AT rcnp.osaka-u.ac.jp)

3) 慶応大学 自然科学研究教育センター (〒223-8521 横浜市港北区日吉 4-1-1, iidahideaki AT keio.jp)

4) 理化学研究所 仁科加速器科学研究センター (〒351-0198 埼玉県和光市広沢 2-1, hidaka AT riken.jp)

5) 筑波大学体育系 (〒305-8574 つくば市天王台 1-1-1, asai AT taiiku.tsukuba.ac.jp)

We report an ongoing project for the football training system using a smart phone, which detects a basic information, i.e., the trajectory and the speed of soccer ball. Modern computer technique, the machine learning, allows us to detect the ball in a movie. Using the TensorFlow, we developed a detection system, and installed it on a smartphone so that three steps (shooting a movie, analyzing it by the TensorFlow and showing the result) can be easily performed not only for professionals, but also beginners including children.

Key Words: sports training system, smartphone, machine learning, TensorFlow

1. はじめに

スポーツの技術向上のために、コンピュータやセンサー技術などの情報技術や物理からの知見を活用することについては、我が国でも早くから取り組まれている¹⁾⁸⁾。近年普及が進んでいるスマートフォンは、高い品質の動画の撮影が行なえるだけでなく、高度なアプリを動かすことにより複雑な解析を行なうことも可能になり、その結果をすぐ画面上で確認することもできる。

優秀なコーチ、プロの選手などは、経験からボールの速度や回転を瞬時に認識し、試合中に適切なキックが実現するようにトレーニングを行なっていく。また客観的なデータを取るためにはスピードガンが各種の球技で使われてきた。

近年、その大きな進化が注目を集める機械学習は、この優秀なコーチと同じレベルの仕事ができる可能性がある。さらに、それを計算能力の向上の著しいスマートフォン上に実装することができれば、子供から専門家まで幅広くその恩恵を受けることができ、競技レベルの向上に大きく貢献する。さらに、他の球技への適用の可能性も見えてくる。

スマートフォンにスピードガンを実装する試みは様々な存在する。先駆的なものとして、adidasのSnapshotがあるが、当時のスマートフォンの性能では平均の速度を求める以上のことは難しかったようで、現在は配布が中止されているようである。(2016年の時点で米国のAppleのiTunesで配布が確認されているが、現在はアクセスでき

ないようである)。その後スマートフォン上で動作する様々なスピードガンアプリが登場している⁹⁾。しかし、本プロジェクトの目標は、マシンラーニングによりサッカーボールの検出を自動的に行い、その軌道および速度を検出するアプリを作成することである。我々が現時点(2018年8月現在)で調べた範囲では、Apple StoreおよびGoogle Playで入手できるアプリで同様なものは存在していないようである。

スマートフォンの動画性能はApple社のiPhoneシリーズを例に挙げると、iPhone 5s (2013年9月発売)までは30フレーム/秒(fps)、1920×1080ピクセル(1080p)が主流であった。しかし、iPhone 6 (2014年9月発売)以降は60fpsが採用されている。2014年以降、60fps規格を採用する傾向は他のスマートフォンにおいても同様に見られ、現在60fpsが標準になりつつある。

2. サッカーボールの軌跡の測定

2. 1 測定方法

通常は3次元空間の位置を測定するためには、2視点以上の測定が必要となる。2台以上のスマートフォンを使い、測定データを通信させることで三次元の位置決定を行なうこともできるが、簡便性は損なわれる。背景の物体の位置の情報から、その前を通過した時刻を使うこともできるが、事前に背景の位置を測る必要があり、どこでもすぐ実施することが出来るわけではない。レーザーの反射光との位相差を使う手法や、超音波を反射させ

時間から距離を求める手法は正確ではあるが、そのための機器を必要とする。

この問題を我々は以下のように取り扱った。機械学習を用いることにより、動画のそれぞれのフレームにおいて、カメラの視線に垂直な方向の2次元中のボールの位置(この座標を(x,y)とする)およびその大きさを自動的に検出する。カメラの視線方向のボールまでの距離(これをzとする)を以下のように測定する:

- (1) ボールを様々な距離に置き(30cm-5m)、サッカーボールの大きさをpixel単位で測り、
 $s = \text{「サッカーボールの大きさ (pixel)」} / \text{「画面全体の大きさ (pixel)」}$
 を距離zごとに計算する。これを $z = f(s)$ とする。
- (2) $f(s)$ を適当な関数でフィットする。これにより任意のsにおいて距離zが計算できる。
- (3) 実際の検出において、動画中のボールのsを測り、(1)、(2)で作成した $z = f(s)$ よりzを求める。

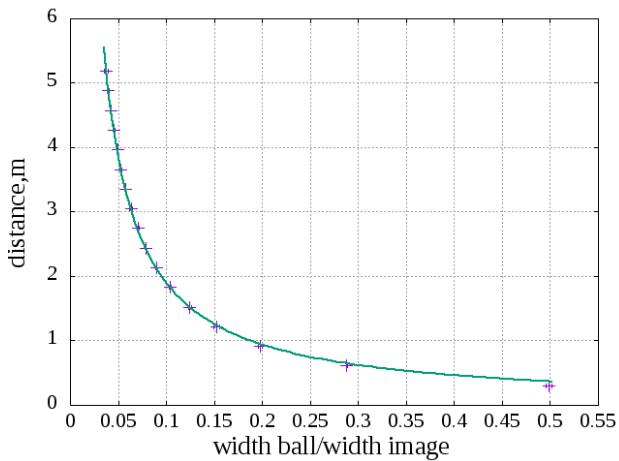


図 1 カメラとボールまでの距離zとボールサイズsとの関係。+印が実際の計測で得られた点、実線はこれをフィットした関数の値。

図 1 はzとsの関係を示すグラフである。縦軸z[m]、横軸sであり、+印の点は実測値、実線はこれを解析関数でフィットしたものである。本研究では、 $f(s) = as^{-b}, a = 0.1858[m], b = 0.9695$ をフィット関数として採用した。これを用いてz方向の距離を決定する。(この値はカメラの特性、例えば焦点距離に依存する事に注意されたい)

このピクセルで表された (x,y)平面上の距離を物理的な距離(例えばメートル表示)に変換する必要がある。本研究では、サッカーボールの直径が22cm(5号)であることから、計測されたボールのピクセル表示でのサイズを用い、1ピクセルあたりの物理的な距離を決めている。

このようにして、1つのカメラのみで、基準となる背景や物体に頼ることなく、3次元での物体の位置を同定し、ボールの軌跡を測るシステムを構築する。

2. 2 サッカーボールのスピード・回転数

サッカーボールの最大速度と最大回転数は、トップ選手の場合25-35m/s, 4-10回転/秒(rps)程度である^{10),11)}。アマチュアの場合は20-30m/s, 4-8回転rps程度と予想される。従って36m/s, 12rpsのボールを正しく測定することが可能であれば、十分に実用的な測定装置になり得る。ただし、現時点では、回転に関しては計測を行っていない。

3. サッカーボール画像の学習過程

サッカーボールを自動的に認識しその位置とサイズを検出するコードは、Googleが提供する機械学習のオープンソフトウェアライブラリであるTensorFlowを用いて作成した。物体検出のアーキテクチャとして、Single Shot multibox DetectorをベースとしたモデルMobileNetV2を使用している¹²⁾¹³⁾。学習用の画像には、スタンフォード大学が提供するImageNet¹⁴⁾とGoogleのOpen Images¹⁵⁾から、計1500枚を使用した。ミニバッチ学習を行い、バッチサイズは20に設定した。

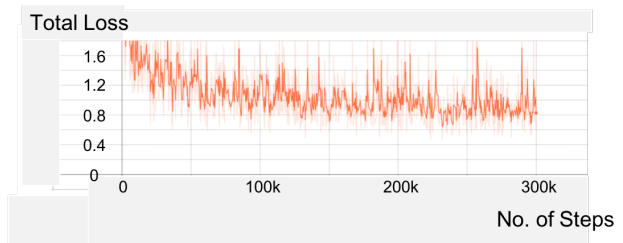


図 2 学習過程のステップ数(横軸)と損失関数(縦軸)。

図 2 は学習過程におけるステップ数(横軸)と損失関数(縦軸)のグラフである。損失関数は学習の程度を表す指標であり、その値が小さくなるほど学習が進んでいる。学習の全ステップ数は約30000回、最終的な損失関数の値は0.8程度である。

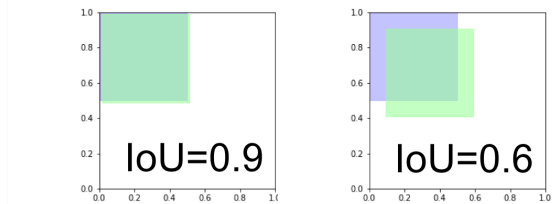


図 3 IoU=0.9 と 0.6 での領域の重なり具合¹⁶⁾。

我々は、mIoU (mean Intersection over Union)と呼ばれる、物体の検出の良さの指標を、テスト画像約200枚に対して計算し、0.89という値を得た。「物体の”真の” (目視により手で入力した) バウンディングボックス」をAとし「機械学習で予測されたバウンディングボックス」をBとすると、IoUは「 $A \cap B$ の面積」を「 $A \cup B$ の面積」で割ったものである。図3はIoU=0.9と0.6の場合の2領域の重なり具合を示したものである¹⁶⁾。これからわかる

ように、IoU が 0.9 程度だと非常に重なりが大きく、検出が良いことがわかる。また「4.1 パソコン上における動画中のボール速度の測定」で示すように、この程度の損失関数の値で、飛行中のボールを速度計測に十分な程度に検出することができる。学習に使用したパソコンは GPU : GeForce GTX980 を搭載している。この GPU を用いて学習を行い、約 3 日を要した。

4. 結果

4.1 パソコン上における動画中のボール速度の測定

図4は、筑波大学で撮影したボールキックを、本コードを用いてパソコン上で解析したものである。動画はスマートフォンで撮影している。晴天下、fps=30、キックの地点から動画のフレームの右端までの距離は6m程度で、キッカーはサッカーの元大学選手である。コーン間の距離は5.5mである。解析には学習で使用したのと同じ GPU : GeForce GTX850m を搭載したパソコンを使用し、この GPU を用いて検出を行った。



図 4 サッカーボールのキック。筑波大学で撮影。コーン間は 5.5m。

画像中のオレンジ色のサークルは、検出されたボールの場所およびサイズを表し、両者ともよく検出できていることがわかる。「soccer_ball: 90.82%」の%表示の数値は、検出された物体がサッカーボールである「信頼度」を表しており、本オブジェクトを高い信頼度でサッカーボールとして認識していることがわかる。

飛行中のボールの速度 v を計算する上で重要なのは、飛行中のボールの検出回数および検出率である。

$N_{\text{fly}}^{\text{all}}$ を飛行中のボールの全フレーム数、

$N_{\text{fly}}^{\text{det}}$ を飛行中のボールの検出回数、

$$r_{\text{fly}}^{\text{det}} \equiv N_{\text{fly}}^{\text{det}} / N_{\text{fly}}^{\text{all}}$$

とする。

複数個の動画において検出を行ったが、典型的な動画におけるこれらの値は、

$$N_{\text{fly}}^{\text{all}} = 7 \pm 1, N_{\text{fly}}^{\text{det}} = 6 \pm 1, r_{\text{fly}}^{\text{det}} = 0.75 \pm 0.11$$

程度である。 v を計測するには、最低でも $N_{\text{fly}}^{\text{det}} \geq 2$ である必要がある。上記の撮影条件では、この条件を十分にクリアしており、有意な速度計測が可能である。

このコードによって計算された速度は 70km/h 程度であり、これは平均的な大学のサッカー選手のキックされたボールの速度と概ね一致している。

上述の値は、室内などの暗い環境下や、背景の色に依存することを注意しておく。

4.2 スマートフォンへの実装：

現在、本コードをスマートフォンへ実装し、改良を行っている段階である。実装には iPhone SE を用いている。iPhone SE の Apple A9 チップ上の CPU において、パソコン上の検出に使用したモデルを用いた検出を試み、動作を確認している。今後、検出精度の向上、より動作の速い GPU 上での検出を行うようするなどの改良を行う予定である。

スマートフォン上での検出の1つの問題点は、一般には検出スピードが PC と比較して遅いことである。iPhone SE の A9 チップの GPU は、解析で使用したパソコンの GPU : GeForce GTX850M に対し、単精度浮動小数点計算の FLOPS 値で約 3 分の 1 程度の計算速度である¹⁷⁾¹⁸⁾。高速なコーディングを実現して実装する必要がある。

5. 結語

2010年に国内での普及率が10%程度であったスマートフォンは、2016年に70%を超えた¹⁹⁾。その利便性から、誰もが気楽に使う機器となっている。スマートフォンは、単なるコミュニケーションの道具に留まらず、気楽に動画を撮り表示することができ、また計算機としても高いパフォーマンスを持っている。

スマートフォンでは CPU だけではなく、GPU も使われており、パフォーマンスの指標に何をすべきかは難しいが、総合的な指標として使われる Antutu の値を iPhone に対して図示すると図 5 のようになる²⁰⁾。

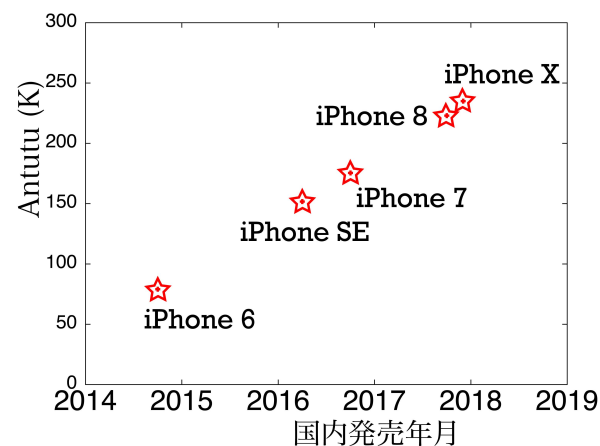


図 5 各 iPhone の Antutu 値

我々は iPhone SE で実験を行った。もしスマートフォンの

処理速度が半分以下であれば、測定と同時に結果を得ることは難しい。また、もしサッカーボールの速度が10倍であってもその軌道を追うことは不可能である。

すなわち、現代のスマートフォンはアマチュアからプロまでのサッカーボールの軌道を追い、速度を求めるスピードガンの機能を持つ。それは特別な機器ではなく、母親が子供達のサッカーチームの練習や試合で利用することもでき、プロチームのコーチが利用することもできる。

今後スマートフォンの性能が向上すると、野球ボールなどにより速いボールの解析も可能となると思われる。さらに、ボールのみならず、キッカーの足首や膝などの動きを同じスマートフォンで同時に測定し、機械学習により瞬時に問題点を指摘することも可能かもしれない。

本稿ではiPhoneを使用した結果を報告したが、もちろんアンドロイド系スマートフォンもiPhoneとはほぼ同等の条件を備えている。世界的な普及状況を見ると、アンドロイド系スマートフォン上での開発を進めていくことも重要である。

また、将来的にはボールの回転も測定、表示することが望ましい。カーブなどのトレーニングはサッカーでは重要であり、そのためにはボールの回転が基本データになる。

12fpsのボールを60fps規格のスマートフォンで撮影した場合、ボールは1フレーム毎に0.2回転する。0.2回転までの分解能があれば、高速回転をするカーブの場合と無回転シュートと呼ばれるナックルの場合の区別も可能であり、今日のスマートフォンはこれらの解析も可能な性能を持っている。

現在、様々な模様を持つサッカーボールが使用されている。機械学習で色々な表面のボールによる学習が必要となると思われる。実際、我々の作成した検出モデルの学習過程でも、様々な模様のサッカーボール画像を使用しており、多様なサッカーボールの検出が可能である。

本研究は、サッカーだけではなく、他の球技にも発展させることができる。文献21では、スマートフォンを使ったフローボールの速度測定システムが議論されている。フローボールはホッケーに似た競技で、スティックを使ってプラスチック製のボールをゴールに入れる。北欧やスイスで盛んである。文献21では2台のスマートフォンを連携させたシステムが提案されており、機械学習は使用していない。

謝辞：本研究を企画・推進してくださった理化学研究所初田哲男主任研究員に感謝いたします。

参考文献

- 1) Asai, T., Takao, A and Steve, H, 'The physics of football', Physics World 11, 6, p25 (1998) IOP Publishing
- 2) 浅井 武「サッカーの物理」、パリティ (丸善). 14-4.

33-42 (1999)

- 3) 瀧 剛志, 長谷川 純一, 北川 薫「スポーツ競技における運動情報の可視化」, 「フットボール解説支援を目的とした競技シーンからの戦略的スペースの自動抽出」, FIT 2007 講演論文集 情報処理学会 (2007)
- 4) 小池 関也「スポーツ動作の動力学的特性から見たコツのしくみ」バイオメカニズム学会誌, 37巻, 4号, 221-226, 2013.
- 5) 浅井 武, 布目 寛幸「見方が変わるサッカーサイエンス」, 岩波科学ライブラリー, 岩波書店, 2002-01
- 6) 浅井 武 (監修), 布目 寛幸, 星川 佳広, 橋詰 謙, 西脇 剛史「サッカー ファンタジスタの科学」, 光文社新書, 光文社, 2002-01
- 7) 飯田 英明, 山中 長閑, 若山 将征, 中村 純「ICTを活用したスポーツパフォーマンスの向上環境」情報処理学会 研究報告コンピュータと教育 (CE) Vol. 2017-CE-139, No.20, page 1-6, <http://id.nii.ac.jp/1001/00178358/>
- 8) T. Asai, S. Hong, K. Kimachi, K. Abe, H. Kai, A. Nakamura, "Flow Visualisation around Spinning and Non-Spinning Soccer Balls Using the Lattice Boltzmann Method", The 12th Conference of the International Sports Engineering Association, Proceedings 2018, 2(6), 237; <https://doi.org/10.3390/proceedings2060237>
- 9) "11 Best radar gun apps for Android & iOS": <https://freeappsforme.com/radar-gun-apps/#speed-gun-app>
- 10) 浅井 武, 瀬尾 和哉, 小林 修「サッカーのフリーキックに関する基礎研究」, 日本風工学会誌 第99号 101-102 (2004)
- 11) 鉄口 宗弘, 福井 哲史, 入口 豊, 三村 寛一「大学サッカー選手におけるキックスピードと身体特性との関連について」大阪教育大学紀要 第IV部門 第58巻 第1号119-128 (2009)
- 12) Andrew G. Howard et al., arXiv:1704.04861.
- 13) MobileNetに関するGoogleの解説: <https://ai.googleblog.com/2017/06/mobilenets-open-source-models-for.html>
MobileNetV2に関する解説: <https://ai.googleblog.com/2018/04/mobilenetv2-next-generation-of-on.html>
- 14) ImageNetのサイト: <http://www.image-net.org>
- 15) Open Images の github サイト: <https://github.com/openimages/dataset>
- 16) 参考サイト「IoUの0.1~0.9を図にしてみた」: <https://qiita.com/ak11/items/8e0f42f358c1f822df27>
- 17) A9 チップ上のGPUの性能: <https://www.tomshardware.com/reviews/apple-iphone-6s-6s-plus,4437-7.html>
- 18) GeForce 850Mの性能:

<https://www.techpowerup.com/gpudb/2538/geforce-gtx-850m>

19) 総務省平成29年版 情報通信白書第2部第2節:

<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc262110.html>

20) Antutu ランキング:

<http://www.antutu.com/en/ranking/ios1.htm>

21) Eric Schmidt, “Measuring the Speed of a Floorball Shot Using Trajectory Detection and Distance Estimation With a Smartphone Camera”, スウェーデン王立工科大学修士論文, July 6, 2016