

高効率で省電力な IoT・ビッグデータ処理基盤

研究代表者 甲藤 二郎
(基幹理工学部 情報通信学科 教授)

1. 研究課題

各種センサ、スマートフォン、自動車、列車、移動ロボット等、IoT (Internet of Things) デバイスは多岐に渡り、またそのセンシングデータも、加速度、温度等の小容量データから高精度映像等の大容量データまで、あるいは、SNS (Social Networking Service) 等の遅延要求の緩いものから自動運転、Industry 4.0 等の遅延要求の厳しいものまで、これまた多岐に渡っている。また、災害時や大きなイベント時にはバースト的に大量のデータが発生するが、どのような環境下でも安全かつ高信頼なセンシングを確保すると共に、適切な情報を抽出できるデータ処理技術の確立が求められている。さらには、東日本大震災時の反省に基づき、電力供給が限られた中でも長時間動作可能な省電力化技術の確立が求められている。

そこで本申請では、高効率（高スループット）、低消費電力、低遅延、かつ安全な IoT センシングデータの収集技術、センシングデータが爆発的に発生した場合にも柔軟に対応可能な階層化モバイルクラウドの構築技術、ならびにそれらの研究成果の有効性実証のための高機能テストベッドの開発、に関する研究開発を進める。最終的には、プロトタイプ実装を通じて提案方式の有効性を実証し、具体的な出口としての東京オリンピック、運輸・自動車、医療・健康、農業・林業等の社会的課題の解決と産業貢献、ならびに、安心・安全な IoT・ビッグデータ処理基盤の構築に資することを目標としている。

2020 年度の研究成果としては、第一に、計算資源と通信資源が分散配置されている仮想ネットワーク環境を想定し、この環境下で適切な IoT サービスを提供するための資源配分の最適化(オーケストレーション)の問題と、第二に、ウェアラブルデバイスによる計測結果を真値として、スマートフォンで取得可能な情報から、深層学習によって人間の疲労度推定を行う方式の検討を行い、それぞれについて、評価実験の結果として有効性を検証した。

2. 主な研究成果

2.1 サービスファンクションチェイニングオーケストレーションの性能評価

2.2.1 はじめに

近年、IoT は様々な分野で普及している。IoT アプリケーションには多種多様なサービス要件があり、開発者は低コストでそのような多様な要件に応えることが求められる。そのため、IoT アプリケーション開発の簡素化と大規模な IoT 展開へのサポートが必要である。このような背景のもと、Network Function Virtualization(NFV)といった仮想化技術の研究が多く進められている。そして我々はこれまで、NFV を IoT 領域へ応用し、効率的なリソース利用を提供するために、IoT サービス仮想化(IoT サービスファンクションチェイニング)を提案してきた[1].

そこで本稿では、IoT サービス仮想化の仕組みを利用し、リソースを自動的に管理・運用を行うサービスファンクションチェイニング(SFC)オーケストレーションを提案する。さらに、SFC オーケストレーションにおいて、計算リソースおよび通信リソースの使用を最適化するためのサービスファンクション配置手法を提案する。提案手法について、数値評価、および実機環境における評価を行い、提案手法の効果を確認する。

2.1.4 サービスファンクションチェイニング(SFC)オーケストレーション

SFC オーケストレーションは、計算リソースおよび通信リソースの利用効率向上を目的としたオーケストレーションフレームワークである。IoT サービス仮想化(IoT サービスファンクションチェイニング)は、IoT サービスを細かな処理単位(サービスファンクション)に分割し、それらをネットワーク内の計算リソースに分散配置し、適切にチェイニングすることでサービスを実現する仕組みである[1]。SFC オーケストレーションでは、この仕組みを利用し、リソースを自動的に管理および運用し、IoT サービスを自動的に配信する。SFC オーケストレーションの機能の 1 つである、Service Deploy Manager では、サービス要件やユーザー要求を基に、SF 配置場所を決定する。SF 配置問題に関する研究は現在数多く進められている。本稿では、この SF 配置問題に焦点を当てている。

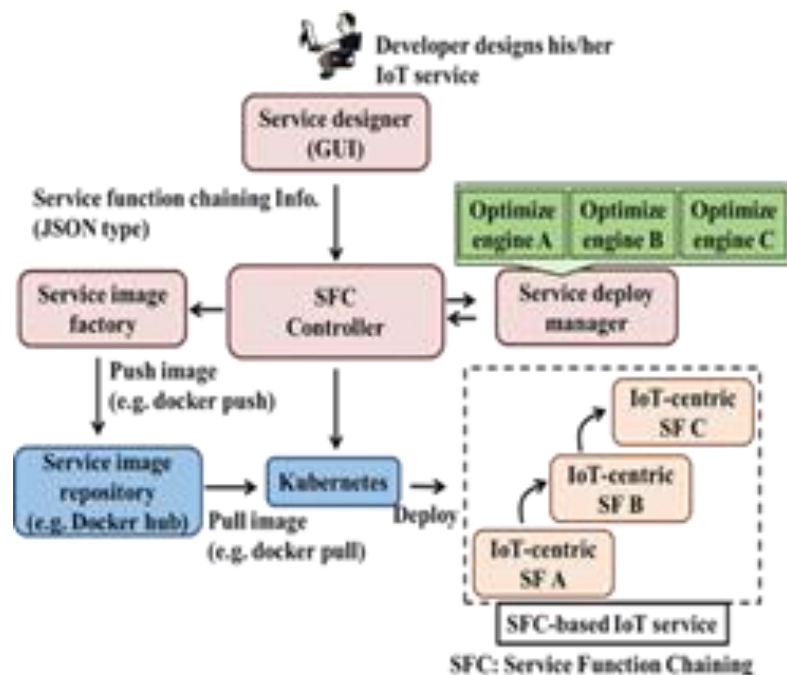


図 1.1 SFC オーケストレーション

2.1.3 サービスファンクション配置手法

SFC オーケストレーションにおいて、エンドツーエンド遅延の制約の下、SF インスタンス数とSF 間通信回数の合計の最小化を目的に、整数線形計画法(ILP)を用いて、SF 配置問題を定式化する。この問題では、SF インスタンスを配置するノードと、SF を割り当てるノードを決定する。異なる SFC が同じ SF を要求する場合、SF インスタンスを異なる SFC 間で共有できる。それぞれのサービスにはエンドツーエンド遅延の上限が設定されている。

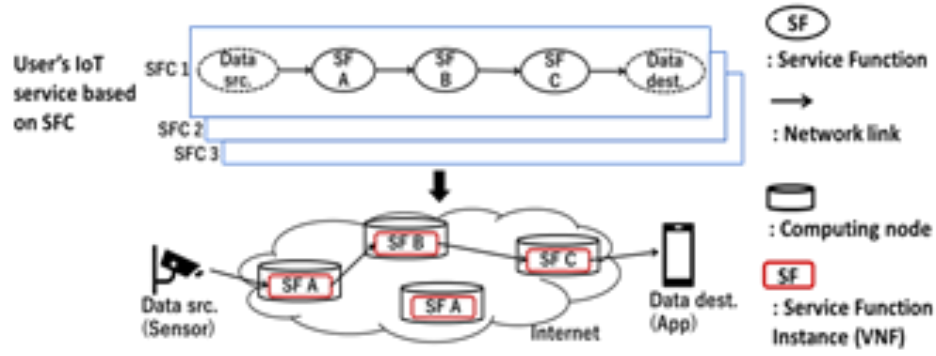


図 1.2 SF 配置問題の概要

ネットワークトポロジーモデル，SFC モデル，CPU 割り当てモデルを基に，最適化問題を定式化する．最適化問題の変数と目的関数は次のように設定する．

変数：

- $x_f^n \in \{0,1\}$: SF f のインスタンスがノード n に配置されているかどうか．
- $y_{v_r^i}^n \in \{0,1\}$: SFC V_r の i 番目の SF がノード n に割り当てられているかどうか．
- $z_{v_r^i, v_r^{i+1}}^{m,n} \in \{0,1\}$: SF 同士が物理リンク (m,n) によって接続されているかどうか．

目的関数：

$$\min \sum_{n \in N, f \in F} x_f^n + \sum_{(m,n) \in L, r \in R, i \in I_r} z_{v_r^i, v_r^{i+1}}^{m,n}$$

2.1.4 性能評価

まず，Python によって最適化問題を実装し，数値評価を行った．評価指標は，SF インスタンス数と通信回数，およびエンドツーエンド遅延とする．提案手法 (Proposal) との比較として，1) MinIns : SF インスタンス数のみを最小限に抑える，2) MinComm : 通信回数のみを最小限に抑える，3) K8sLike : CPU が最も残っているノードを選択，Kubernetes に実装されているアルゴリズムであると想定，4) Random : ランダムにノードを選択，という 4 つのアルゴリズムを比較として使用する．想定するコンピューティングノードは 7，サービス数は 5，SF 種類数は 7，それぞれの SFC を構成する SF 数は 3~5 とする．

図 1.3 に SF インスタンス数と通信回数，図 1.4 にエンドツーエンド遅延の結果を示す．結果を見ると，提案手法が SF インスタンス数と通信回数を最も抑え，エンドツーエンド遅延の制約を満たしている．これらから，提案手法が目的を達成し，効果を確認できたと言える．

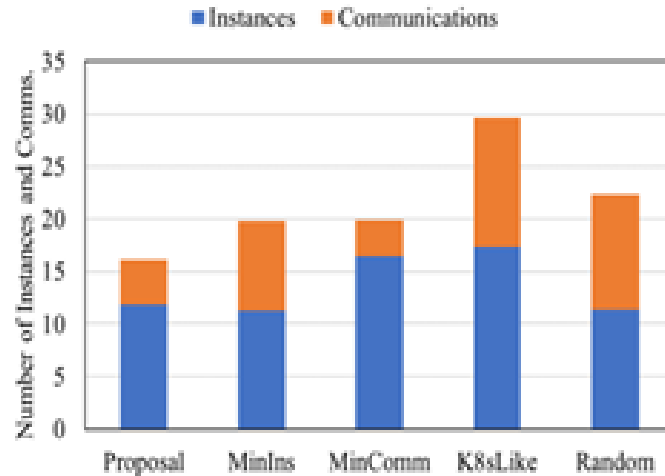


図 1.3 SF インスタンス数と通信回数

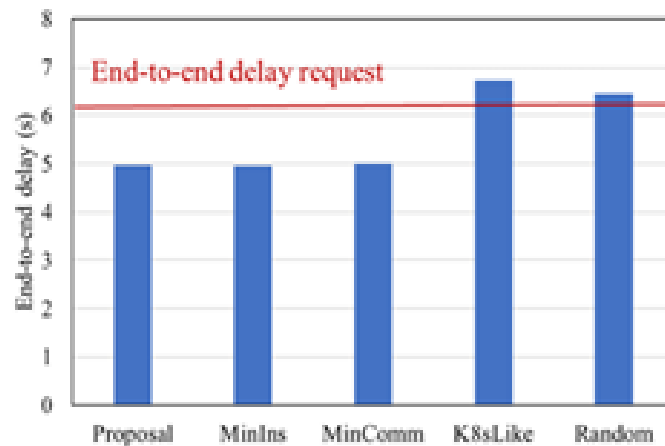


図 1.4 エンドツーエンド遅延

次に実機環境における評価を行った。Docker と Kubernetes によって実装したフレームワークを使用する。コンピューティングノードは5つ用意する。評価指標および比較アルゴリズムは数値評価と同じである。SF としては、オブジェクト検出を行う SF や顔検出を行う SF、モザイク機能を持つ SF、特定のオブジェクトをカウントする SF の 6 つを用意する。SFC(サービス)は 3 つ定義し、それぞれ 3 つの SF から構成され、異なる画像解像度の画像に対して処理を行う。なお、SF 処理時間に関して、回帰問題に基づく推定モデルによって推定された値を使用した。

図 1.5 に SF インスタンス数と通信回数，図 1.6 にエンドツーエンド遅延の結果を示す。結果を見ると，実機環境での結果は数値評価と類似した特性を示し，提案手法が SF インスタンス数と通信回数の合計を最も抑え，エンドツーエンド遅延の制約を満たしている。したがって，実機環境においても提案手法の目的を達成したことが確認でき，効果を確認できたと言える。

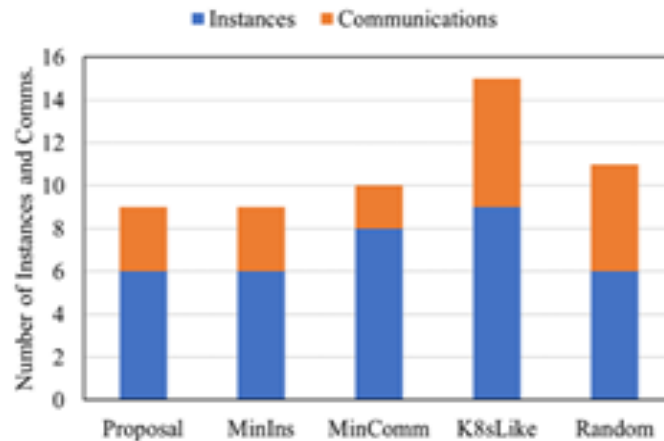


図 1.5 SF インスタンス数と通信回数

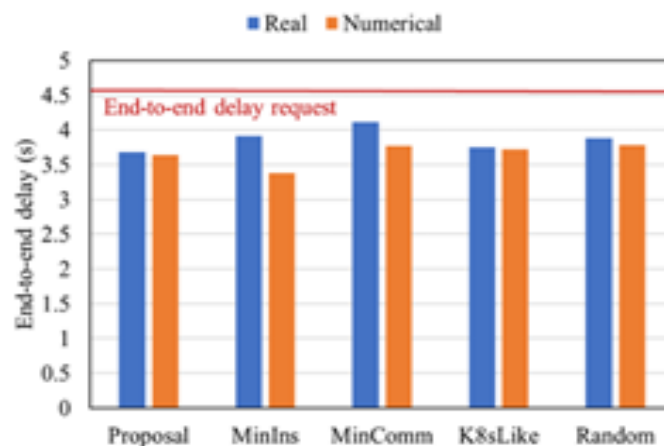


図 1.6 エンドツーエンド遅延

2.1.5 まとめ

本稿では、IoT サービス仮想化を利用し、ネットワーク内のリソースを自動的に管理および運用するための SFC オーケストレーションを提案した。そして SFC オーケストレーションにおいて、エンドツーエンド遅延の制約下で、SF インスタンス数と通信回数を最小化するためのサービスファンクション配置手法を提案した。数値評価および実機環境における評価を行い、提案手法が目的を達成したことを確認した。

2.1.6 参考文献

[1] K. Ogawa, et al, “Performance Evaluations of IoT Device Virtualization for Efficient Resource Utilization”, GIoTTS, Jun. 2019.

2.2 IoT センサを用いた深層学習による RRI 推定・疲労度評価

2.2.1 はじめに

近年、高齢化や医療費の増大に伴い予防治療が重要視されており、新たな手法を用いた早期診断のため日常生活におけるモニタリングの重要性が高まっている。新たな手法の内、IoT や深層学習によって推定された生体情報に基づく診断手法やモニタリング手法が挙げられており、

注目を集めている. 本稿では, 専門的なウェアラブルデバイスを使用せずに R-R Interval (RRI) を推定するため, スマートフォンセンサを使用し RNN による回帰モデルを用いた深層学習に基づく RRI 推定手法を提案する. 筆者らは, hitoe[1]と呼ばれるスマートウェアとスマートフォンを用い, 異なる運動状態(ウォーキング, ランニング)においてデータ取得を行い, データセットを作成した. 提案手法は RRI を高い精度で推定を行えるのか推定精度評価より確認する. また, 推定された RRI より算出した LF, HF は疲労度の算出が可能か主観評価と比較し評価を行う.

2.2.2 関連研究

[3]を参考に複数の特徴量から RRI を推定する手法として 2 層の Attention 機構を追加した RNN による回帰モデルを構築した. 図 2.1 に Encoder の流れを示す. Input Attention はどの特徴量に焦点を当てるか重みを計算するため, 算出された重みを特徴量重要度とし特徴量の組み合わせを決定した.

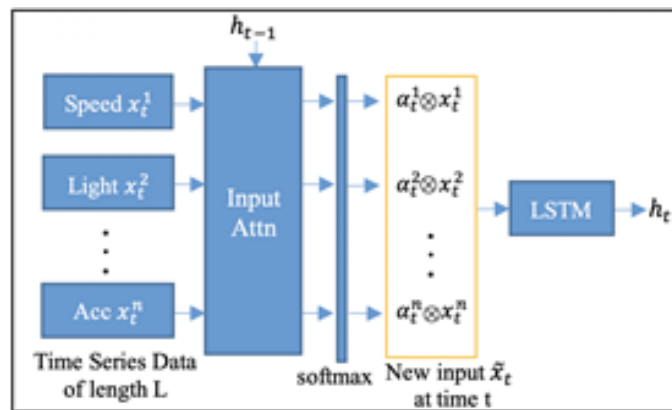


図 2.1 Encoder structure

RRI は高速フーリエ変換を行うと, 周波数帯域ごとに LF, HF 成分を算出することができる. LF 成分は交感神経, 副交感神経共に活性している際に増加し, HF 成分は副交感神経が活性している際に増加する成分とされている. また, [4]では LF 値は精神的, 身体的疲労によって変動し, 疲労を感じると HF 値が減少するという結果が報告されている. (図 2.2)

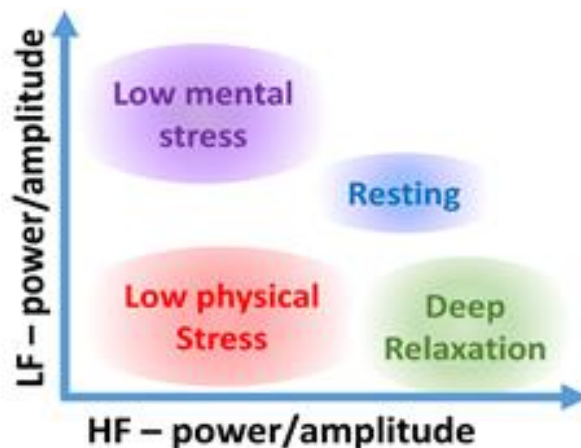


図 2.2 ストレス度の分布

2.2.3 評価実験

【実験環境】

ウォーキング，ランニングの 2 つの運動状態において 1 周約 1km の経路にて hitoe を着用し，右手にスマートフォンを持った状態で IoT データを取得した．hitoe から ECG(心電図)，3 軸加速度を，スマートフォンから気圧，気温，照度，湿度，運動継続時間を取得した．真値は ECG から算出した RRI とし，特徴量重要度を参考に，特徴量の組み合わせを変更することで推定精度向上を目指す．また，真値と推定結果から LF，HF の算出を行い，主観評価と比較し疲労度評価を行う．

【実験結果】

まず、特徴量重要度の結果を表 2.1 に示す．特徴量重要度は運動強度によって，大きく傾向が変化する特徴量の重要度が高くなる結果となった．

表 2.1 特徴量重要度

rank	特徴量
1	速度
2	Acc_y
3	気圧
4	Acc_z
5	高度変動
6	運動継続時間
7	照度
8	気温
9	Acc_x
10	湿度

この結果を参考に特徴量の組み合わせを変更した結果，「速度+ Acc_y+気圧+Acc_z +高度変動+運動継続時間」が最も高く，「速度+Acc_y+気圧+Acc_z」が最も低い推定精度を得た．真値，推定結果を図 2.3，図 2.4 に示す．

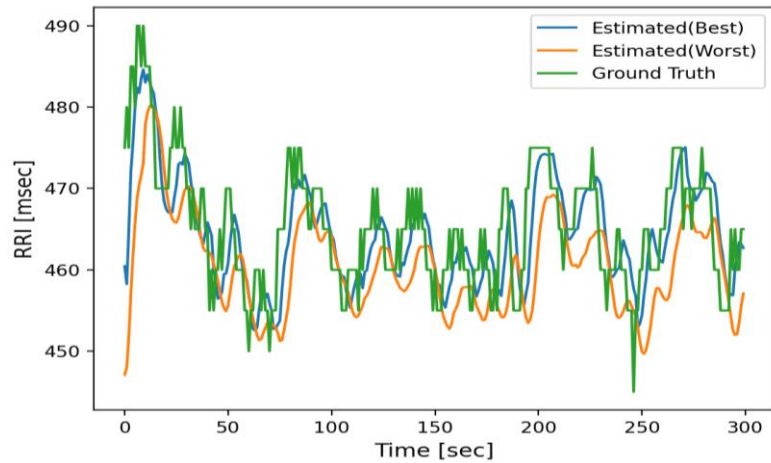


図 2.3 RRI 推定結果(ウォーキング)

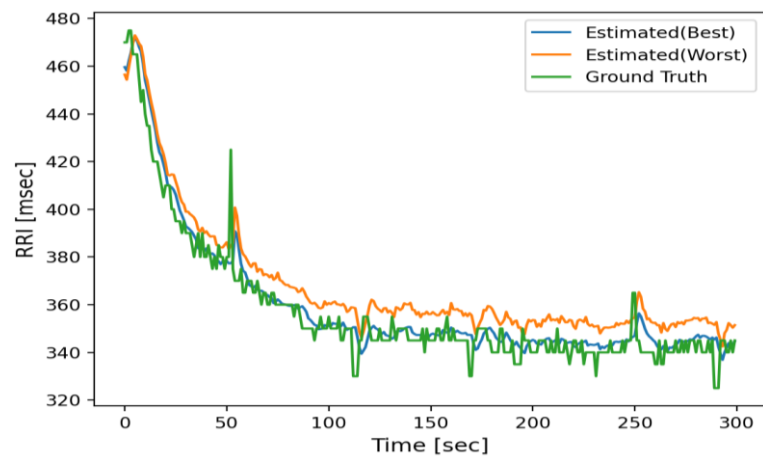


図 2.4 RRI 推定結果(ランニング)

次に、真値と最も精度が高い推定結果を用いて、**LF**、**HF** を算出した結果を図 2.5、図 2.6 に示す。縦線は主観評価で疲労を報告したタイミングを表す。**HF** は主観評価で疲労を報告したタイミングにおいて、負の向きにピーク値をとることから、**HF** は疲労度を表し、**LF** は運動強度の高いランニングにおいて徐々に減少していくことから **LF** は身体的負担を表していることから、[4]と同様な傾向をとることが確認できた。

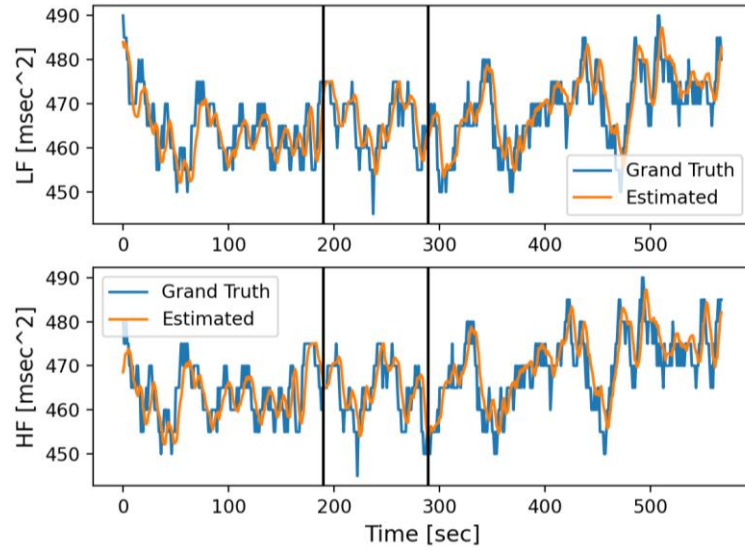


図 2.5 LF, HF の時系列変動(ウォーキング)

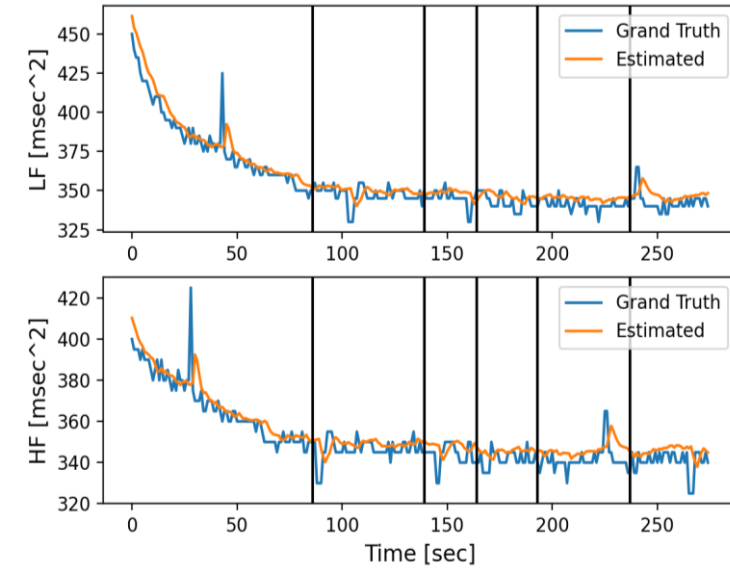


図 2.6 LF, HF の時系列変動(ランニング)

2.2.4 まとめ

本稿では, 2 層の Attention 機構を追加した RNN ベースの回帰モデルを構築し, スマートフォンより取得可能な IoT データを学習させ, RRI の推定を行った. RRI 推定においては, 2 層の Attention 機構を追加した RNN ベースのモデルを用いて深層学習を行うことにより, 運動状態によらず高い精度で RRI 推定を達成した. 疲労度は文献[4]と同様, 疲労を感じると HF が負の向きにピーク値を取り, 身体的負担が大きくなると LF が減少するという傾向が見られた. 今後は, 複数人のデータを用いて推定を行った際に推定精度に影響を与えるのか検証することを課題として挙げている. また, リアルタイムで RRI の推定が可能か検討する.

2.2.5 参考文献

- [1] TORAY, “hitoe 公式サイト” [online]: <http://www.hitoe-toray.com>
- [2] J. Ni, et al., “Modeling Heart Rate and Activity Data for Personalized Fitness Recommendation”, The World Wide Web Conference, May 2019.
- [3] Y. Qin, et al., “A Dual-Stage Attention-Based Recurrent Neural Network for Time Series Prediction”, International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), Aug 2017.
- [4] W. Rosenberg, et al., “Resolving Ambiguities in the LF/HF Ratio: LF-HF Scatter Plots for the Categorization of Mental and Physical Stress from HRV”, frontier in Physiology, 2017.

3. 共同研究者

佐藤 拓朗（早稲田大学・特任教授）
亀山 渉（早稲田大学・教授）
金井 謙治（早稲田大学・次席研究員）
孫 鶴鳴（早稲田大学・次席研究員）
山崎 恭（北九州市立大学・准教授）
市野 将嗣（電気通信大学・助教）

4. 研究業績

4.1 学術論文

【論文誌】

- [1] Yibo Fan, Jun'An Chen, Heming Sun, Jiro Katto and Ming'E Jing: “A Fast QTMT Partition Decision Strategy for VVC Intra Prediction,” IEEE Access, Vol.8, pp.107900-107911, June 2020.
- [2] Heming Sun, Zhengxue Cheng, Masaru Takeuchi, and Jiro Katto: “Enhanced Intra Prediction for Video Coding by Using Multiple Neural Networks,” IEEE Transactions on Multimedia, Vol.22, No.11, pp.2764-2779, Jan.2020.
- [3] Yibo Fan, Yixuan Zeng, Heming Sun, Jiro Katto, and Xiaoyang Zeng: “A Pipelined 2D Transform Architecture Supporting Mixed Block Sizes for the VVC Standard,” IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol.30, No.9, pp. 3289-3295, Sep.2020.
- [4] Zhengxue Cheng, Heming Sun, Masaru Takeuchi, and Jiro Katto: “Energy Compaction-Based Image Compression Using Convolutional AutoEncoder,” IEEE Transactions on Multimedia, Vol.22, No.4, pp. 860-873, Apr.2020.

【査読付き国際学会】

- [1] Bo Wei, Hang Song, Shangguang Wang and Jiro Katto: “Performance Analysis of Adaptive Bitrate Algorithms for Multi-user DASH Video Streaming,” IEEE WCNC 2021,

Mar.2021.

- [2] Daiki Maruyama, Kenji Kanai and Jiro Katto: "Performance Evaluations of Channel Estimation using Deep-learning based Super-resolution," IEEE CCNC 2021, Jan.2021.
- [3] Hibiki Sekine, Kenji Kanai, Jiro Katto, Hidehiro Kanemitsu and Hidenori Nakazato: "IoT-centric Service Function Chaining Orchestration and its Performance Validation," IEEE CCNC 2021, Jan.2021.
- [4] Satomi Shirasaki, Kenji Kanai and Jiro Katto: "Deep Learning-Based R-R Interval Estimation by Using Smartphone Sensors During Exercise," IEEE ICCE 2021, Jan.2021.
- [5] Heming Sun, Lu Yu and Jiro Katto: "Fully Neural Network Mode Based Intra Prediction of Variable Block Size," IEEE VCIP 2020, Dec.2020.
- [6] Heming Sun, Zhengxue Cheng, Masaru Takeuchi and Jiro Katto: "End-to-end Learned Image Compression with Fixed Point Weight Quantization," IEEE ICIP 2020, Oct.2020.
- [7] Rige Su, Zhengxue Cheng, Heming Sun and Jiro Katto: "Scalable Learned Image Compression with a Recurrent Neural Networks-based Hyperprior," IEEE ICIP 2020, Oct.2020.
- [8] Joi Shimizu, Zhengxue Cheng, Heming Sun, Masaru Takeuchi and Jiro Katto: "HEVC Video Coding with Deep Learning Based Frame Interpolation," IEEE GCCE 2020, Oct.2020.
- [9] Kento Yamamoto, Kenji Kanai and Jiro Katto: "Curb Height Estimation using 2D LiDAR mounted on e-Bike," IEEE GCCE 2020, Oct.2020.
- [10] Kazuki Murayama, Kenji Kanai, Masaru Takeuchi and Jiro Katto: "Deep Pedestrian Distance Estimation from Single-shot Image," IEEE GCCE 2020, Oct.2020.
- [11] Suphakit Awiphan, Jakramate Bootkrajang and Jiro Katto: "Reinforcement Learning Based Adaptive Video Streaming on Named Data Networking," IEEE GCCE 2020, Oct.2020.
- [12] Daiki Maruyama, Kenji Kanai and Jiro Katto: "Accuracy Evaluation of Corridor Width Estimation using RGB-D Camera," IEEE GCCE 2020, Oct.2020.
- [13] Naoki Wada, Kenji Kanai, Masaru Takeuchi and Jiro Katto: "Road Crack Detection Using U-Net," IEEE GCCE 2020, Oct.2020.
- [14] Chao Liu, Heming Sun, Jiro Katto, Xiaoyang Zeng and Yibo Fan: "A Learning-based Low Complexity In-Loop Filter for Video Coding," MMC 2020, IEEE ICME Workshop, July 2020.
- [15] Zhengxue Cheng, Heming Sun, Masaru Takeuchi and Jiro Katto: "Learned Image Compression with Discretized Gaussian Mixture Likelihoods and Attention Modules," IEEE CVPR 2020, June 2020.
- [16] Zhengxue Cheng, Heming Sun and Jiro Katto: "Low Bitrate Image Compression with Discretized Gaussian Mixture Likelihoods," CLIC 2020, IEEE CVPR Workshop, June 2020.
- [17] Heming Sun, Chao Liu, Jiro Katto and Yibo Fan: "An Image Compression Framework with Learning-based Filter," CLIC 2020, IEEE CVPR Workshop, June 2020.
- [18] Zhengxue Cheng, Heming Sun, Masaru Takeuchi and Jiro Katto: "Learned Lossless Image Compression with a HyperPrior and Discretized Gaussian Mixture Likelihoods,"

IEEE ICASSP 2020, May 2020.

4.2 総説・著書

なし

4.3 招待講演

- [1] 甲藤二郎: “変換符号化から深層学習まで,” PCSJ/IMPS 2020, Nov.2020.
- [2] Jiro Katto: “Development and Evaluations of Visual IoT Services,” ICCCI 2020, June 2020.

4.4 受賞・表彰

- [1] 2020 年 11 月: 高柳健次郎財団・高柳健次郎業績賞
- [2] 2020 年 5 月: 映像情報メディア学会フェロー

4.5 学会および社会的活動

- [1] 総務省 放送システム委員会委員
- [2] 経済産業省 総合資源エネルギー調査会 省エネルギー小委員会委員

5. 研究活動の課題と展望

現在進めている研究開発課題として以下が挙げられる。

- 第一に、自転車を IoT デバイスとして活用し、路面調査や混雑度検知等の社会インフラ観測システムのプロトタイプ作成を進めている。プラットフォームとして市販の電動アシスト自転車を購入し、スマートフォン、および、専用演算器を装着したスマート自転車の試作と観測実験を進めている。
- 第二に、カメラを IoT デバイスとして活用し、深層学習を活用した画像圧縮と映像配信に関する研究開発を進めている。具体的には、従来方式を凌ぐ圧縮性能が報告されている深層学習による画像圧縮の数学的基盤の検討や、深層学習による動画画像圧縮への拡張の検討を進めている。