

Lived Weight：日常的な着座を利用した意志に依存しない体重ライフログ

鷹尾心優^{1,a)} 高田峻介¹

概要：体重変化を記録することは、生活習慣病予防や健康状態の把握に加え、自己理解に活用できる。しかし、従来の体重記録は体重計に乗る・アプリへ入力する必要があるため、負担感から欠測や記録中断が生じる。日常的に体重を記録する方法として、椅子への着座行動に着目した。そこでロードセルを設置した板上に椅子を設置し、着座中の体重を自動計測する Lived Weight を提案する。提案手法は、重量変化からユーザの着座・離席を検出し、体重の長期傾向と日内変動を継続的に記録する。プロトタイプを用いた日常使用により、食事/排泄イベント検出が可能か検証した。

1. はじめに

ライフログは、日常生活の様々な情報を継続的に取得・蓄積し、後から自身の状態変化を説明することで自己理解や内省を支援する手法として注目されている。そのためには欠測の少ない継続的なデータ取得が不可欠である。

しかし、多くのライフログ手法は、測定や入力といった行為をユーザに要求し、ユーザの意志力に依存した運用になりやすい。この結果、生活状況の変動に伴って記録の中断が生じ、ログの連続性が損なわれることが指摘されている [1], [2], [3], [4], [5]。

また、データ取得が心理的負担を伴う場合、長期的な継続をさらに阻害する可能性がある。例えばカメラやマイクは、取得できる情報が豊富である一方で、生活の細部が露出しやすく、日常環境への常設や長期運用における他の家族の受容性の観点から課題が残る [10]。このため本研究では、日常生活に自然に溶け込みつつ、ライフログのための計測・記録を最小化して継続的に取得できる指標として体重に着目した。図 1 に示すように、本研究では椅子の下に計測板を設置し、着座に伴う荷重変化から着座/離席・食事/排泄イベントを取得する。

2. 関連研究

本研究は使用者の意志に依存せず、椅子への着座という日常動作からライフログ取得を行うものである。そこで、ライフログの継続困難さの原因とその改善策を調査した。また、着座をセンシングする研究、体重計測と健康管理の関係性を調査した。



図 1 提案システムのプロトタイプ

2.1 ライフログの継続の困難さと改善策

ライフログ研究において、継続的なデータ取得の困難さが指摘されている。Epstein らは実生活中的のデータ収集は、開始・維持・中断・再開を含む Lived Informatics であることを指摘している [2]。ライフログは意思だけで継続が難しいとし、中断後まで含めてなぜ人が追跡をやめるのか、やめても設計が影響し続ける点を整理し [3]、中断を設計機会と捉え、表現やフィードバックの工夫を提案した [4]。Cordeiro らは、食事ログを対象に、入力の難しさ・信頼性・負のナッジ効果を実証的に整理し、手入力は継続の障壁となることが示唆している [5]。これらを踏まえてライフログの継続的取得を支援するために、自動化や負担軽減の工夫がされている。特に食事ログに関しては、Cordeiro らが画像認識を用いた自動食事ログ取得システムを提案し [5]、

¹ 神戸市立工業高等専門学校 電子工学科

^{a)} r121315@g.kobe-kosen.ac.jp

Thomaz らが慣性センサを用いて入力不要の食事検出を試みている [6]. Yatani らは喉元の音で活動認識を行い、食事や会話の自動検出を試みている [7].

Salai らは、過活動性膀胱 (OAB) 患者のための行動変容支援システムを提案した [8] が、記録のための操作が必要である。Tolmie らは、技術を見えない形で生活に溶け込ませることの設計課題を提示し、技術が生活の一部でない場合技術が使われない可能性を指摘した [9].

これらの研究に対して、本研究は日常で何度も行われる着座に計測を組み込むことで、操作を求めずに体重を長期にわたり継続して取得・蓄積できる仕組みを目指す。本研究は日常のイベントを高精度に推測することよりも、続けやすさとユーザの負担の小ささを重視する。

2.2 着座センシングに関する研究

スマートチェア研究は多岐にわたる [11]. Kamiya らは圧力センサを用いた着座姿勢解析を報告している [13]. Ray らは圧力ベースの手法に対して、薄型の圧力センサマットから着座中の全身 3D 姿勢を推定する ChairPose を提案した [12]. Meyer らはテキストスタイル圧力センサの設計・モデリングを通じて、座位姿勢分類に適したセンシング基盤を検討している [14]. さらに、Hu らはフレックスセンサと FPGA 実装のニューラルネットワークを用いたスマートチェア姿勢認識システムを提案している [15]. 提案手法の目的は、主として座位姿勢の推定・分類を目的としており、評価指標も分類精度や短時間の実験に基づくことが多い。

提案手法は、日常着座を利用することで体重を長期かつ高頻度で計測し、ライフログ活用を目指す点で目的が異なる。

2.3 体重と健康の関係

体重を日常的に記録することは、生活習慣病リスクの低減や健康状態の把握に加え、日々の状態変化を振り返る自己理解の手段として広く利用されている。Chaudhry らは、心不全による入院に先行して体重が増加するパターンがみられることを報告し、短期間の体重増加が心不全悪化の早期兆候となり得ることが報告されている [16]. Kodama らは、不安定な体重が 2 型糖尿病の新規発症と関連することをメタ分析により示し、体重の安定的な維持を含む長期的な体重管理の重要性を示唆した [17]. また、Jayedi らは成人期の体重増加と心血管疾患リスクについて、体重増加が大きいほど CVD リスクが高まる可能性を報告している [19]. 一方で、Zhang らは体重変動と全死亡の関連について、体重の増減が繰り返される状況が健康リスクと結びつき得ることを報告した [18]. これらの研究は減量の成否だけでなく、維持を含む長期記録の意義を示している。

さらに高齢者においては、体重変化そのものが健康リス

クの予兆となり得る。Alharbi らは高齢者を対象としたメタ分析により、体重減少が全死亡リスク上昇と関連することを報告し、体重変化を継続的に把握して異常な変化を早期に捉える必要性を示している [20]. 加えて、Massey らは体重変動と心血管に関する指標 (心血管アウトカム) との関連を系統的レビューとメタ分析により整理し、心血管イベント等のリスクと関連し得ることを報告した [21]. したがって、ある時点の体重だけでなく、変化のパターンを長期的に捉える観点が重要となる。本研究は体重変動と長期的な体重の変化パターンを捉えることを目指す。

3. 提案手法および実装

本研究では、椅子への日常着座を利用して体重計測を行う手法を提案する。また実験のために、推定体重の時系列変化と利用者のボタン押下によるイベント自己申告 (食事・排泄) 登録システムを実装した。

3.1 システム構成

ロードセルを組み込んだ計測器上に椅子を載置し、着座に伴う荷重変化を取得する構成とする。計測板の四隅に配置した 4 つのロードセルの出力を、マイコン (Arduino Uno) で取得し、着座・離席イベントの検出および体重測定を行う。測定結果は時刻情報とともに PC へ送信され、ログ保存および可視化は PC 側で実施する。これにより、普段使用している椅子を用いて日常的な体重変化を計測できるようにした。これにより巨大な体重計の上に椅子を載せる形で着座時の体重を継続取得する。

3.2 ハードウェア構成

計測対象の椅子は特定の形式に限定せず、計測板上に安定して設置できる椅子を対象とする。計測板は剛性のある板材を用い、板の四隅と床面の間に定格 50kg のロードセル (SC902) を 1 個ずつ配置した。ロードセルは 3D プリンタで作製した治具に固定し、上面で板を支持する構造とした。椅子は計測板の上に載置し、椅子脚から伝達される荷重は板を介して 4 つのロードセルに分配されるため、4 点の出力総和を計測板に加わる全荷重として扱う。ロードセルの出力は専用アンプ IC HX711 を用いて増幅および A/D 変換し、マイコンに接続した。サンプリング周期は 1Hz とし、マイコンはシリアル通信により測定値および検出結果を PC へ送信する。

3.3 体重時系列の取得と前処理

椅子を置いた状態でゼロ点校正を行い、ロードセル 4 点の出力の総和から椅子を抜いた推定体重 $W(t)$ を得る。計測中の瞬間的な外乱による外れ値の影響を低減するため、 $W(t)$ に対して LPF 処理を適用し、可視化に用いる時系列 $\tilde{W}(t)$ を生成する。

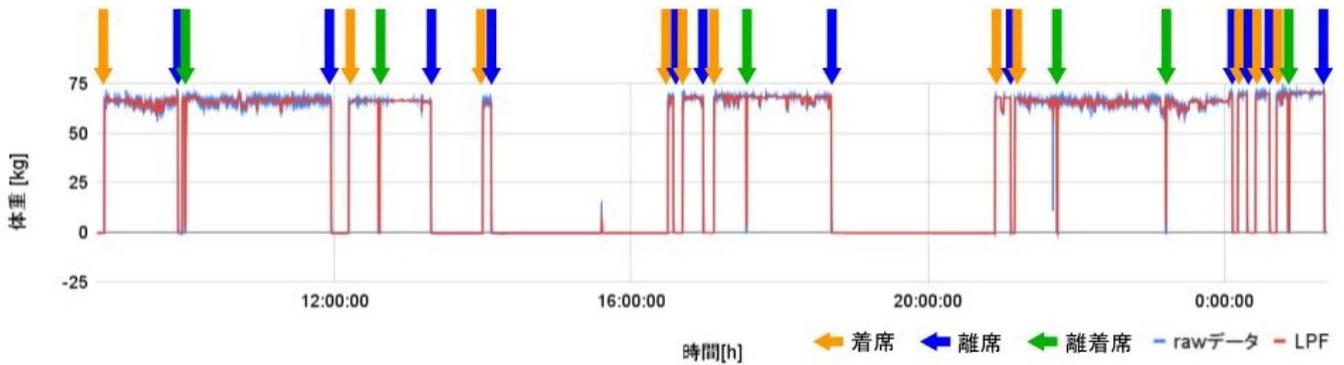


図 2 日内体重推移 $\tilde{W}(t)$ と着席/離席

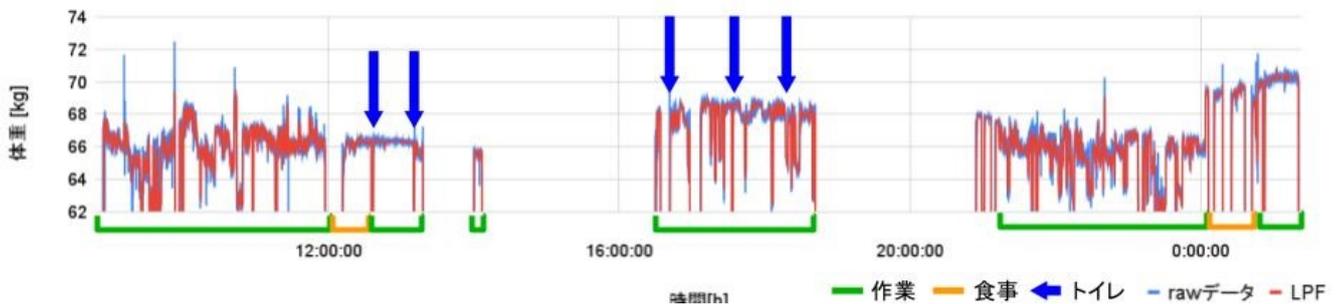


図 3 日内体重推移 $\tilde{W}(t)$ と自己申告イベント（食事開始・終了，排泄）

3.4 自己申告イベントの取得

食事・排泄は，利用者が PC 上のボタンを押すことで自己申告イベントとして記録する．排泄は単一時刻イベントとして，食事は開始時刻と終了時刻の 2 時刻イベントとして保存する．これらのイベントは，体重時系列と同一の時刻基準で記録することで，後段の可視化において体重変化と直接対応付けられるようにした．

3.5 ログ取得およびデータ形式

推定体重の時系列ログは，タイムスタンプとともに PC 側で CSV 形式として保存する．加えて，自己申告イベントログ（排泄，食事開始，食事終了）も保存し，種類と時刻を記録する．体重ログとイベントログを時刻で照合し，同一日のデータとして統合する．

4. 実験と結果

実験で取得した体重時系列 $\tilde{W}(t)$ と自己申告イベント（食事・排泄）のログを用い，日内の体重推移とイベントの対応関係，およびイベント近傍で見られる体重変化の特徴を示す．

4.1 取得データの概要

計測は 4 日間実施し，体重時系列 $\tilde{W}(t)$ (1 Hz) を取得した．著者含む実験協力者 3 名である．期間中の平均計測時

間は 1 日あたり 6 時間 46 分 32 秒であった．期間中に着座エピソードは 49 件，自己申告イベントは食事（開始 5 件，終了 4 件），排泄（3 件）が記録された．自己申告イベントは申告忘れがあった．申告忘れのデータについては結果に含まれていない．

4.2 日内体重推移と自己申告イベントの重畳

図 2 に 1 日の着席/離席イベントを重ねて記載した例を示し，図 3 に，1 日分の体重推移 $\tilde{W}(t)$ と自己申告イベント（食事開始・終了，排泄）を重ねて記載した例を示す．食事区間の前後で体重が増加する傾向が観察される一方，排泄イベント近傍では減少方向の変化が確認できる場合があった．ただし，姿勢変化に起因する短時間の揺らぎも存在し，イベントに対応する変化の明瞭さは日によって異なった．

4.3 イベント近傍の体重変化

図 4 に食事イベント近傍，図 5 に排泄イベント近傍の拡大図を示す．食事では開始から終了までの区間を明示し，その前後で体重が増加する例が確認できた．排泄では単一時刻イベントとして記録されるため，その前後で減少方向の変化が見られる例があった．一方で，イベント直前直後の短時間変動が大きい場合もあり，変化量の安定的な抽出にはさらなる検討が必要である．

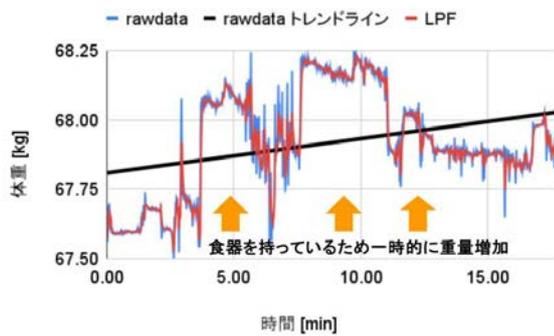


図 4 食事イベント（開始・終了）近傍の体重変化の拡大

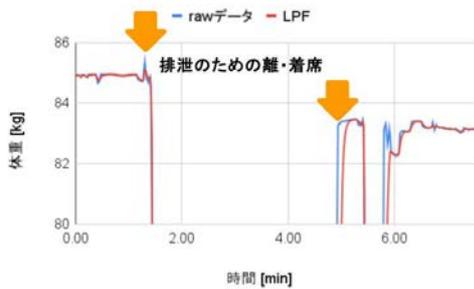


図 5 排泄イベント近傍の体重変化の拡大

4.4 付随的に取得できたイベント

計測中は、利用者による自己申告イベント（食事・排泄）に加えて、体重信号の変動パターンから、いくつかの付随的なイベントがログとして観測された。具体的には、計測の開始・停止時刻に対応する変化が確認できたほか、食事時の食器の持ち上げ・置きによる短時間の増減が見られた。また、就寝・起床に対応すると考えられる長時間の不在区間が観測された。同様に、水分摂取や服の着脱、腕を机に置く／離すといった日常動作も、体重信号に一時的な変化として現れる場合があった。さらに、入浴に対応すると考えられる不在区間や復帰時の変化も観測され、体重信号が生活行動の痕跡を幅広く含む可能性が示唆された。

加えて、計測開始から正午（12時）までおよび21時頃から24時頃にかけて、体重信号に短周期の細かな変動が増加し、波形のばらつきが相対的に大きい区間が観測された。当該区間は利用者の内省報告により、貧乏ゆすりが生じていた時間帯と一致しており、観測された揺らぎの増大はこの動作に起因すると考えられる。この結果は、生体動作由来の変動が、イベント検出や代表値推定に影響し得ることを示すと同時に、解析において当該時間帯の扱いを検討する必要があることを示唆する。

5. 今後の課題

本研究の計測では、体重信号が多様な日常動作の影響を受けることが確認され、食事・排泄といった対象イベント

の推定精度に影響する要因が明らかになった。まず、腕を机に置く／離す動作によって荷重の分配が変化し、体重が実際以上に増減して観測される場合がある。同様に、上着の着脱は被服重量の増減として体重信号に直接反映されるため、日内変動の解釈やイベント前後差分（ ΔW ）の推定を難しくする可能性がある。また、椅子上に荷物を置く行為は外部物体の重量が加算されるため、短時間の体重増加として現れ、食事などの変化と混同されうる。さらに、計測板と椅子の位置のずれが生じると、ロードセルへの荷重分布が変わり、推定体重のオフセットやばらつきが増加する。加えて、ロードセル自体の計測誤差やドリフトは、食事・排泄イベントで扱う比較的小さな変化量の検出に対して相対的に大きな影響を与えうる。今後は、これらの外乱要因を考慮した信号処理（外乱検出・除外、代表値算出の工夫）を検討し、イベント照合の頑健性を高め、自己申告なしにもイベント推定が可能な手法を目指す。

6. 議論

本手法で得られる体重時系列の見守りとしての活用方法と、24時間に近い体重モニタリングに向けた拡張案について議論する。

6.1 見守りとしての活用方法

本研究の主目的は一般成人の自己内省であるが、同じ計測から副次的に高齢者の見守りにもつながる情報が得られる可能性がある。例えば、(i) 椅子に着席できているか、(ii) 食事・排泄が行えているか、(iii) 体重の長期的な変化があるか、といった点である。特に、体重の長期的な変化は健康状態の変化と関連する可能性がある [18] ため、日々のデータを蓄積しておく意義は大きい。

6.2 24時間に近い体重モニタリングに向けた拡張案

日内の体重変化をより細かく捉えるには、観測できる機会を増やすことが重要である。椅子だけに依存すると、生活スタイルによっては計測のタイミングが偏る場合がある。そこで、椅子以外の場所にも体重推定デバイスを置く案が考えられる。

例えば、便座にセンサを組み込めば、トイレ利用の前後で体重を取得でき、排泄に関連した変化を捉えやすくなる可能性がある。また、玄関や洗面所、キッチンなどのマットで荷重を取れば、短時間でも日内の複数時点を追加できる可能性がある。これらのデバイスによって体重推定ができれば、24時間に近い密度で体重をモニタリングでき、より高精度に体調の変化を観察できると期待される。

7. まとめ

本研究は、日常環境に置いた計測板から体重の時系列

データを取り、食事・排泄の自己申告と合わせて見える化するものである。一般的な体重トラッキングは、体重計に乗る・アプリに入力するなどの手間が発生し、継続が難しくなりやすい。これに対して本方式は、日常の行動である着座に合わせて体重を取得できるため、日々の変化を振り返るためのデータを集めやすい。

また、自己申告イベントと体重信号を照合することで、長期的な体重の推移だけでなく、日内の変化（食事後の増加、排泄後の減少など）を、利用者が解釈しやすい形で提示できる可能性がある。今後は、体重信号に影響を与える外乱要因を考慮した信号処理を検討し、イベント推定の精度向上を目指す。

参考文献

- [1] Ian Li, Anind Dey, and Jodi Forlizzi. 2010. A Stage-Based Model of Personal Informatics Systems. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '10)*. p.557-566. DOI: <https://doi.org/10.1145/1753326.1753409>.
- [2] Daniel A. Epstein, An Ping, James Fogarty, and Sean A. Munson. 2015. A Lived Informatics Model of Personal Informatics. In *Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2015)*. p.731-742. DOI: <https://doi.org/10.1145/2750858.2804250>.
- [3] Daniel A. Epstein, Monica Caraway, Chuck Johnston, An Ping, James Fogarty, and Sean A. Munson. 2016. Beyond Abandonment to Next Steps: Understanding and Designing for Life after Personal Informatics Tool Use. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '16)*. p.1109-1113. DOI: <https://doi.org/10.1145/2858036.2858045>.
- [4] Daniel A. Epstein, Jennifer H. Kang, Laura R. Pina, James Fogarty, and Sean A. Munson. 2016. Reconsidering the Device in the Drawer: Lapses as a Design Opportunity in Personal Informatics. In *Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2016)*. p.829-840. DOI: <https://doi.org/10.1145/2971648.2971656>.
- [5] Felicia Cordeiro, Daniel A. Epstein, Edison Thomaz, Elizabeth Bales, Arvind K. Jagannathan, Gregory D. Abowd, and James Fogarty. 2015. Barriers and Negative Nudges: Exploring Challenges in Food Journaling. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '15)*. p.1159 - 1162. DOI: <https://doi.org/10.1145/2702123.2702155>.
- [6] Edison Thomaz, Irfan Essa, and Gregory D. Abowd. 2015. A Practical Approach for Recognizing Eating Moments with Wrist-Mounted Inertial Sensing. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '15)*. p.1029-1040. DOI: <https://doi.org/10.1145/2750858.2807545>.
- [7] Koji Yatani and Khai N. Truong. 2012. BodyScope: a wearable acoustic sensor for activity recognition. In *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*. p.341-350. DOI: <https://doi.org/10.1145/2370216.2370269>.
- [8] Ana-Maria Salai and Lynne Baillie. 2019. A Wee Bit More Interaction: Designing and Evaluating an Overactive Bladder App. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*. p.1 - 14. DOI: <https://doi.org/10.1145/3290605.3300933>.
- [9] Peter Tolmie, James Pycock, Tim Diggins, Allan MacLean, and Alain Karsenty. 2002. Unremarkable Computing. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '02)*. ACM, p.399-406. DOI: <https://doi.org/10.1145/503376.503448>.
- [10] Sujay Shalawadi, Christopher Getschmann, Niels van Berkel, and Florian Echtler. 2024. Manual, Hybrid, and Automatic Privacy Covers for Smart Home Cameras. In *Proceedings of the 2024 ACM Designing Interactive Systems Conference (DIS '24)*. Copenhagen, Denmark, July 01-05, 2024, p.3453-3470. ACM, New York, NY, USA. <https://doi.org/10.1145/3643834.3661569>.
- [11] Christian Krauter, Katrin Angerbauer, Aimée Sousa Calepso, Alexander Achberger, Sven Mayer, and Michael Sedlmair. 2024. Sitting Posture Recognition and Feedback: A Literature Review. In *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '24)*. Article 943, p.1-20. DOI: <https://doi.org/10.1145/3613904.3642657>.
- [12] Lala Shakti Swarup Ray, Vitor Fortes Rey, Bo Zhou, Paul Lukowicz, and Sungho Suh. 2025. ChairPose: Pressure-based Chair Morphology Grounded Sitting Pose Estimation through Simulation-Assisted Training. In *Proceedings of the 38th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST '25)*. Article 94, 94:1-94:16. DOI: <https://doi.org/10.1145/3746059.3747750>.
- [13] Kazuhiro Kamiya, Mineichi Kudo, Hidetoshi Nonaka, and Jun Toyama. 2008. Sitting Posture Analysis by Pressure Sensors. In *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*. p.1-4. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICPR.2008.4761863>.
- [14] Jan Meyer, Bert Arnrich, Johannes Schumm, and Gerhard Troster. 2010. Design and Modeling of a Textile Pressure Sensor for Sitting Posture Classification. *IEEE Sensors Journal* 10, 8 (2010), p.1391-1398. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2009.2037330>.
- [15] Qisong Hu, Xiaochen Tang, and Tang, Wei. 2020. A Smart Chair Sitting Posture Recognition System Using Flex Sensors and FPGA Implemented Artificial Neural Network. *IEEE Sensors Journal* 20, 14 (2020), p.8007-8016. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2980207>.
- [16] Sarwat I. Chaudhry, Yongfei Wang, John Concato, Thomas M. Gill, and Harlan M. Krumholz. 2007. Patterns of weight change preceding hospitalization for heart failure. *Circulation* 116, 14 (2007), p.1549-1554. DOI: <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.107.690768>.
- [17] S. Kodama *et al.*. 2017. Unstable bodyweight and incident type 2 diabetes mellitus: a meta-analysis. *Journal of Diabetes Investigation* (2017). DOI: [10.1111/jdi.12623](https://doi.org/10.1111/jdi.12623).
- [18] Y. Zhang *et al.*. 2019. The association between weight fluctuation and all-cause mortality: A systematic review and meta-analysis. *Medicine* 98, 42 (2019), e17513. DOI: <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000017513>.
- [19] A Jayedi, A Rashidy-Pour, S Soltani, MS Zargar, A Emadi, and S Shab-Bidar. 2020. Adult weight gain and

the risk of cardiovascular disease: a systematic review and dose-response meta-analysis of prospective cohort studies. *Eur J Clin Nutr* (2020). p.1263–1275. DOI: 110.1038/s41430-020-0610-y.

- [20] TA Alharbi, S Paudel, D Gasevic, J Ryan, R Freak-Poli, and AJ Owen. 2021. The association of weight loss with all-cause mortality in older adults: a systematic review and meta-analysis. *Age Ageing* (2021). p.697–704. DOI: 10.1093/ageing/afaa231.
- [21] RJ Massey, MK Siddiqui, ER Pearson, and AY Dawed. 2023. Weight variability and cardiovascular outcomes: a systematic review and meta-analysis. *Cardiovascular Diabetology* (2023). DOI: 10.1186/s12933-022-01735-x.