

うな脂質エネルギー%の効果は、エネルギー密度を介しているのではないかと考えられる。エネルギー密度が高いと、エネルギーの割に量感を感じられずに、満腹感を得る前に食べ過ぎてしまいがちである。エネルギー密度は主に脂質と水の含有量で決定される。

一方で、砂糖入り飲料を多く摂取すると体重が増加しやすいことも明らかとなっている<sup>12)</sup>。そのため、エネルギー密度を考えるうえでは、砂糖入り飲料を除いておく必要がある<sup>13)</sup>。

#### 4) その他の要因

食物繊維は、胃での滞留時間が長くなることや吸収の遅延・抑制などにより、エネルギー密度と独立に体重維持に効果があるようである<sup>14)</sup>。それに対し、乳製品・カルシウムの摂取や朝食の摂取を含む食事回数、グリセミックインデックス、カフェインについては、体重の維持や肥満の防止に効果的であることを示唆する知見があるものの、結論が出ているとはいいいにくい。

## 4 エネルギー摂取量と消費量の交互作用

実際のところ、エネルギーの摂取と消費は独立ではない。1950年代にMayerは、‘身体活動量が多いとそれに見合った摂食量となるが、身体活動量が少ないと、それに対して過食になりがちである’という仮説を提唱した。Stubbs<sup>15)</sup>は、ヒューマンカロリメーターを用いて、身体活動レベル(=総エネルギー消費量÷基礎代謝量)が低い(1.4)生活と高い(1.8)生活とで、エネルギーおよび各栄養素のバランスがどのように変化するか検討した。その結果、Mayerの仮説を支持する結果が得られた(図3)。ただし、消費と摂取の定量化の困難さに加え、例えば運動時による食欲・エネルギー摂取量の反応は、短期と長期では異なるといった問題もある。今後、より洗練された方法論の確立と十分に練られた実験計画に基づいた更なる検討が必要である。

## 文 献

- Livingstone MB, Black AE: Markers of the validity of reported energy intake. *J Nutr* 133: 895S-920S, 2003.
- Okubo H, et al: Validation of self-reported energy intake by a self-administered diet history questionnaire using the doubly labeled water method in 140 Japanese adults. *Eur J Clin Nutr* 62: 1343-1350, 2008.
- 高田和子ほか: 日本人成人における秤量法によるエネルギー摂取量の推定精度. *栄養学雑誌* 69: 57-66, 2011.
- Tataranni PA, et al: Body weight gain in free-living Pima Indians: effect of energy intake vs expenditure. *Int J Obes Relat Metab Disord* 27: 1578-1583, 2003.
- 田中茂穂: エネルギー消費量の構成成分と肥満. *成人病と生活習慣病* 42: 527-531, 2012.
- Swinburn BA, et al: Estimating the effects of energy imbalance on changes in body weight in children. *Am J Clin Nutr* 83: 859-863, 2006.
- Swinburn BA, et al: Estimating the changes in energy flux that characterize the rise in obesity prevalence. *Am J Clin Nutr* 89: 1723-1728, 2009.
- Hooper L, et al: Effect of reducing total fat intake on body weight: systematic review and meta-analysis of randomised controlled trials and cohort studies. *BMJ* 345: e7666, 2012.
- Westerterp-Plantenga MS, et al: Dietary protein—its role in satiety, energetics, weight loss and health. *Br J Nutr* 108(Suppl 2): S105-S112, 2012.
- Gardner CD, et al: Comparison of the Atkins, Zone, Ornish, and LEARN diets for change in weight and related risk factors among overweight premenopausal women: the A TO Z Weight Loss Study: a randomized trial. *JAMA* 297: 969-977, 2007.
- Pérez-Escamilla R, et al: Dietary energy density and body weight in adults and children: a systematic review. *J Acad Nutr Diet* 112: 671-684, 2012.
- Malik VS, et al: Sugar-sweetened beverages and weight gain in children and adults: a systematic review and meta-analysis. *Am J Clin Nutr* 98: 1084-1102, 2013.

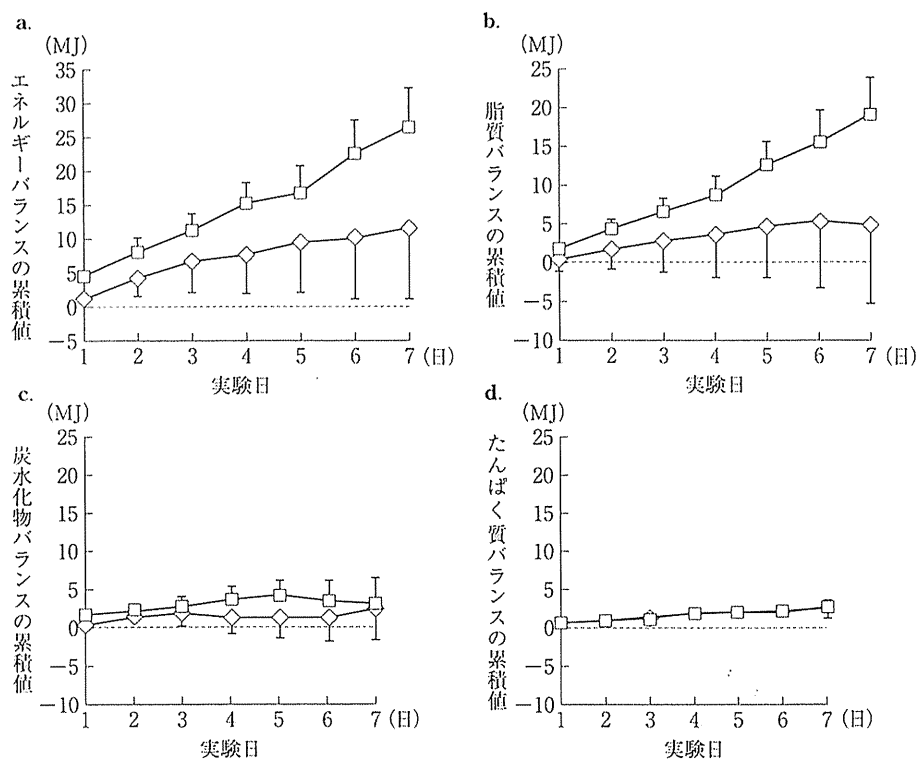


図3 実験期間中におけるエネルギー(a), 脂質(b), 炭水化物(c), たんぱく質(d)の累積バランスの変化(文献<sup>15)</sup>より引用)

◇: 座位中心(身体活動レベル=1.4). □: 活動的(身体活動レベル=1.8)の生活.

- 13) Johnson L. et al: Reflections from a systematic review of dietary energy density and weight gain: is the inclusion of drinks valid? *Obes Rev* 10: 681-692, 2009.
- 14) Pereira MA, Ludwig DS: Dietary fiber and body-weight regulation. Observations and mechanisms. *Pediatr Clin North Am* 48: 969-980, 2001.
- 15) Stubbs RJ. et al: A decrease in physical activity affects appetite, energy, and nutrient balance in lean men feeding ad libitum. *Am J Clin Nutr* 79: 62-69, 2004.

# 子どもの食事とエネルギー

田中 茂穂

## 1. 子どもにおけるエネルギー消費量と必要量

子どものエネルギー必要量は、

エネルギー必要量 = 総エネルギー消費量 (total energy expenditure : TEE) + 成長に伴うエネルギー蓄積量

で求められる。成長期である小児・乳児では、自己の成長に必要な組織増加分に相当するエネルギー（エネルギー蓄積量）と、その形成のためのエネルギーが必要である。それらのうち、組織形成のためのエネルギーは TEE に含まれるが、エネルギー蓄積量は TEE には含まれない。そのため、エネルギー必要量を決定するには、TEE にエネルギー蓄積量を加える必要がある。組織重量の増加分のうちエネルギーを有するのは、体脂肪とたんぱく質である。糖質については、成長とともに筋や肝臓に貯蔵される量が若干多くなるものの、その量は成人でさえ 500 g 弱 (2,000 kcal 弱) と非常に小さいため、無視できる。そこで、各年齢における体重と、その中に占める体脂肪やたんぱく質の重量から、成長に伴う体重増加 1 g 分のエネルギー密度 (kcal/g) を推定することができる。それと、基準体重から計算した 1 日あたりの体重増加量との積から、1 日あたりのエネルギー蓄積量を求めたのが表 1 である。

エネルギー蓄積量の値をみると、生後間もなくは 100 kcal/日を超える非常に大きな値となっており、エネルギー必要量の中に占める割合も大き

表 1 成長に伴う組織増加分のエネルギー（エネルギー蓄積量, kcal/日）

年齢等	男子	女子
0～5 (月)	120	120
6～8 (月)	15	15
9～11 (月)	15	15
1～2 (歳)	20	15
3～5 (歳)	10	10
6～7 (歳)	15	20
8～9 (歳)	25	25
10～11 (歳)	35	30
12～14 (歳)	20	25
15～17 (歳)	10	10

(厚生労働省「日本人の食摂取基準 (2015 年版)」策定検討会報告書)

い。しかし、半年後くらいまでには、急激に減少し、その後は、思春期に 40 kcal/日程度まで増加するのを除くと、大きな変動はない。ただし、この値は、発育のスパートが異なるさまざまな個人を平均した値なので、個人ごとの発育のスパート期における値は、もう少し大きいと考えられる。

なお、エネルギー必要量がエネルギー摂取量に基づいて決定されないのは、健康な状態であれば、消費した分だけのエネルギーを摂取して体重を維持する必要があるためである。加えて、エネルギー摂取量は、一般に過小評価されることも理由の一つである<sup>1)</sup>。ただし、小学生年代までの子どもの場合、平均するとかなり二重標識水法に基づくエネルギー摂取量の推定値と一致する(図 1)<sup>1)</sup>。とはいえ、観察者によるところが大きく、推定誤

筆者：(独) 国立健康・栄養研究所基礎栄養研究部

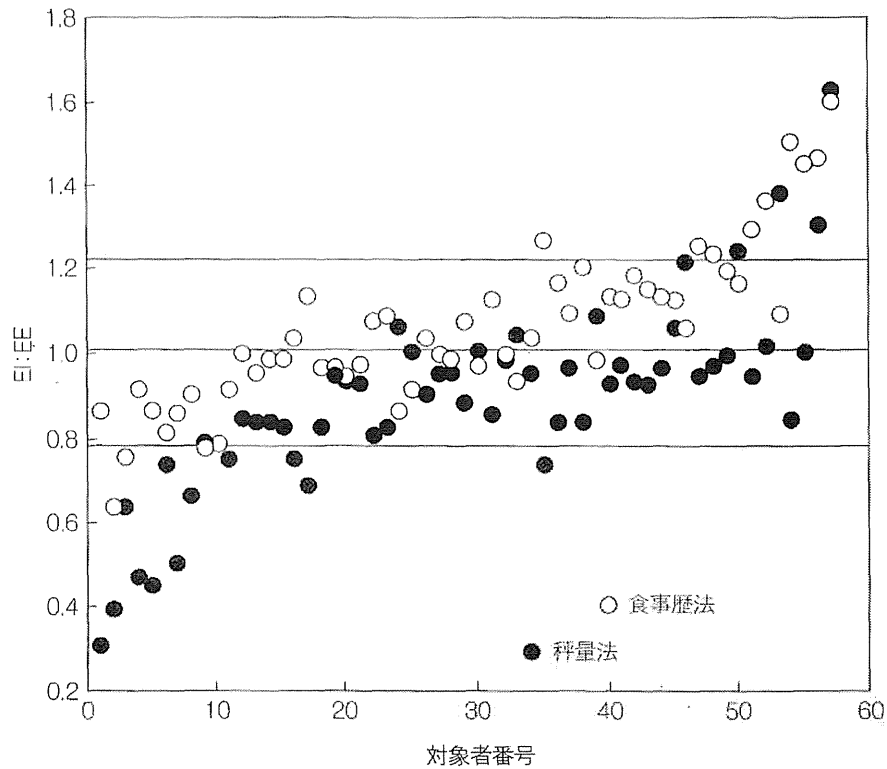


図 1 7~18 歳の子どもにおける、食事歴法および秤量法による EI:EE (エネルギー摂取量の推定値÷消費量の推定値 (DLW 法)) (Livingstone and Black, 2003<sup>1)</sup>)

差の個人ごとのバラツキも大きくなる。したがって、個人の値としては参考程度にとどめておいたほうがよい。

## 2. BMR の年齢差と推定法

体重あたりの基礎代謝量 (基礎代謝基準値) は、若いほど大きい。たとえば、幼児の基礎代謝基準値は成人の倍以上である。成人の場合、年齢差や性差を含む個人間差は、組織・臓器重量の違いでおおよそ説明がつくのにに対し、子どもの場合、成人における各組織・臓器のエネルギー代謝率でどこまで説明できるか、Hsu ら<sup>2)</sup>が検討を行っている。それによると、子ども (9.3±1.7 歳) の場合は成人 (26.0±1.8 歳) と比較して、除脂肪量に対して安静時代謝量が非常に大きかった。その原因の一つは、肝臓や脳の重量比が大きいことであった。しかし、組織・臓器重量、および成人における各組織・臓器の代謝率から安静時代謝量を推定した場合、成人と異なり、実測値のほうが 299 kcal/日も大きかった (図 2)。以上より、子ども

における各組織・臓器のエネルギー代謝率は成人と異なることがうかがえる。

子どもの基礎代謝量の推定式として、国際的には Schofield (1985) あるいは FAO/WHO/UNU (1985) の式などが用いられてきた。また、およそ 50 年前に日本人の子どもを対象に測定されたデータに基づく基礎代謝基準値がある。しかし、最近の日本人の子どもにおけるこれらの式の妥当性について、検討されていなかった。そこで、Kaneko らは、3 種類の基礎代謝基準値を含む 7 種類の推定式について、小学生から高校生を対象として妥当性を検討した<sup>3)</sup>。その結果、男子では厚生省公衆衛生局栄養課監修・日本栄養士会編「昭和 44 年改定日本人の栄養所要量」に示された体表面積当たりの基礎代謝基準値、女子では Molnár の式<sup>4)</sup>がもっとも当てはまりがよいという結果が得られた (表 2)。現在の食事摂取基準に示された体重あたりの基礎代謝基準値でも大差はないが、体格が標準から外れた場合に誤差が若干大きくなる。

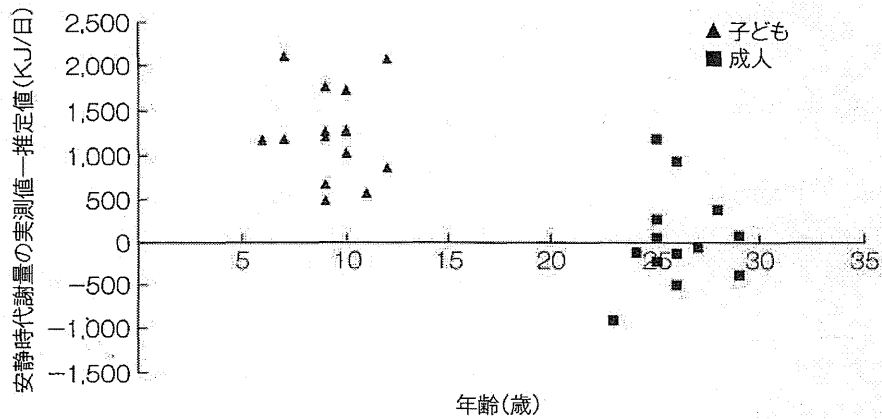


図 2 成人と子どもにおける，安静時代謝量の実測値と各組織・臓器重量から推定した値との差 (Hsu ら, 2003<sup>2)</sup>)

表 2 子どもの基礎代謝量推定式

年齢 (歳)	男子	女子
6	52.9	49.5
7	51.1	47.6
8	49.3	46.2
9	47.5	44.8
10	46.2	44.1
11	45.3	43.1
12	44.5	42.2
13	43.5	41.2
14	42.6	39.8
15	41.7	38.1
16	41.0	36.9
17	40.3	36.0

1) 厚生省公衆衛生局栄養課監修，日本栄養士会編「昭和 44 年改定日本人の栄養所要量」

$$\cdot 6 \text{ 歳以上の体表面積 (cm}^2\text{)} = [\text{体重 (kg)}^{0.444}] \times [\text{身長 (cm)}^{0.663}] \times 88.83$$

・体表面積当たり基礎代謝基準値(kcal/m<sup>2</sup>/時)：表 2 中の数値

2) Molnár (1997) の式

$$\text{boys: } 50.9 \times \text{BW (kg)} + 25.3 \times \text{ht (cm)} - 50.3 \times \text{Age (yr)} + 26.9$$

$$\text{girls: } 51.2 \times \text{BW (kg)} + 24.5 \times \text{ht (cm)} - 207.5 \times \text{Age (yr)} + 1629.8$$

### 3. 身体活動レベルの年齢差

身体活動レベル (physical activity level : PAL) は，総エネルギー消費量を基礎代謝量で除して求めた値であり，身体活動量の指標である。「日本人の食事摂取基準 (2015 年版)」では，二重標識水法で測定した最近の報告を加えた系統的レビューに基づいて，年齢階級別の PAL を，表 3 のように決めている。それによると，PAL は，幼児期か

ら成人に至るまで，少しずつ大きくなっている。年齢と PAL の関係について 17 の研究結果をまとめたメタ・アナリシスでも，PAL は年齢とともに増加するという結果が得られている<sup>5)</sup>。

この点は，「子どもは成人より活動的である」という世間一般の印象とは一致しないかもしれない。加速度計を用いた検討でも，「子どものほうが平均加速度により評価された一日の身体活動量が大きい」という報告がみられる<sup>6)</sup>。しかし，一

表 3 年齢階級別の身体活動レベル

身体活動レベル	低い	ふつう	高い
1～2 (歳)	—	1.35	—
3～5 (歳)	—	1.45	—
6～7 (歳)	1.35	1.55	1.75
8～9 (歳)	1.40	1.60	1.80
10～11 (歳)	1.45	1.65	1.85
12～14 (歳)	1.50	1.70	1.90
15～17 (歳)	1.55	1.75	1.95
18～29 (歳)	1.50	1.75	2.00
30～49 (歳)	1.50	1.75	2.00
50～69 (歳)	1.50	1.75	2.00
70以上 (歳)	1.45	1.70	1.95

(厚生労働省「日本人の食事摂取基準 (2015年版)」策定検討会報告書)

方で、同様の活動において加速度計から得られる加速度の値が同じであれば、子どものほうがメッツなどで表される活動強度が小さいこともわかっている<sup>7)</sup>。したがって、子どものPALが小さい点に関する反論の根拠は、とくになさそうである。年齢とともにPALが大きくなる原因として、

- ・子どものほうが睡眠時間が長いこと
- ・年齢とともに、筋量が増え、動作の調整力が向上し、より多くの身体活動が可能となること<sup>8)</sup>などが考えられる。

ただし、これらのデータのほとんどは、欧米で得られたものである。たとえば、幼児のPALに関する最近の報告<sup>9)</sup>では、対象幼児について、平均歩数が9,145歩であり欧米のいくつかの報告と同様であることから、標準的な活動量であるとしている。しかし、日本の幼児では、12,000～13,000歩程度の平均歩数が報告されている<sup>10)</sup>。今後、たとえば、通学状況や体育の授業を含む学内での活動、スポーツを含む習い事や部活動など、日本の子ども特有の生活状況を考慮したPALの標準値および評価法を追及していく必要がある。

#### 4. PALの推定法

子どものPALは成人より低い。食事摂取基準には、成人のPALの推定法に関する記述が若干あるだけで、子どもに関する方法は紹介されて

表 4 小児の身体活動レベル別にみた活動内容(例)について

PAL	活動内容(例)
低い(I)	体育や休み時間以外は活発な活動(運動・外遊びなど)がほとんどない(活発な活動が、1日当たり合計30分程度)。
ふつう(II)	放課後もよく外遊びする(活発な活動が、1日当たり合計1時間程度)。
高い(III)	「ふつう」に加えて、週末などに活発なスポーツ活動を行っている(活発な活動が、1日当たり合計2時間程度)。

(厚生労働省「日本人の食事摂取基準」(2010年版)活用検討会報告書)

いない。「日本人の食事摂取基準」(2010年版)活用検討会報告書では、その点を問題とし、表4のような推定法が提示された。しかし、これは、国外の粗い質問紙に基づいた仮のものであり、妥当性を検討する必要がある。

最近、中学生を対象として、3軸の加速度計を用いて推定したTEEとDLW法によるTEEの平均値がほぼ一致したという報告がなされた<sup>11)</sup>。子どものTEEを比較的簡便かつ正確に推定できる方法を提示した、貴重な結果である。ただし、この3軸加速度計は、成人を対象とした推定式が採用されており、子どもを対象とした各活動の推定精度については検討されていない。一般に子どもと成人とでは、同じ加速度でも活動強度が違うこと<sup>7)</sup>を考えると、検討の必要はありそうである。

#### 5. PALを決定する活動強度

成人においては、PALが中強度活動の時間と正の相関を示すことが報告されている<sup>12,13)</sup>。子どもに関して、Hoosら<sup>14)</sup>は、平均年齢8.6歳のオランダ人男女のPALは、低強度活動時間と負の相関関係を、また、高強度活動時間と正の相関関係を示した。一方、Montgomeryら<sup>15)</sup>は、中央値が5.4歳の子どもで、低強度の時間のみがPALと相関すると報告している。最近、日本の小学生(平均10.7歳)において、ライフコーダの運動強度で1未満、1～6、7以上の3階級のいずれも、PALと相関がみられたという報告もある<sup>16)</sup>。これらの違いは、対象年齢や使用している加速度計の違いも

関連していると考えられる。

「子どもにとって、どのような活動が必要か」といった点については、活動・動作の種類はもちろん、活動強度についても重要な課題である。長年、米国で小児肥満の研究を牽引してきた Gutin<sup>17)</sup>は、従来型の「食べ過ぎに注意」+「活動量を増やす」というアプローチでは肥満児の増加を食い止められなかったという現実を踏まえ、「子どもにおけるエネルギーバランスの改善には、高強度運動が有効ではないか？」という仮説を提示している。その根拠として、「高強度運動による機械的刺激は、幼若期の幹細胞を体脂肪より除脂肪へ分化するよう促すこと<sup>18)</sup>」をあげているが、この点を含め、あくまで仮説である。これを支持する結果として、中強度ではなく高強度活動が体脂肪率と相関するという報告も一部ある<sup>19)</sup>。また、Gutin<sup>17)</sup>は、従来型の「食べ過ぎに注意」という警告は、子どものやせにつながる危険性もあわせて指摘している。

## おわりに

日本の子どもにおいては、少なくとも小・中学校年代での肥満は2000年頃から緩やかに減少している<sup>20)</sup>。それに対して、わずかずつではあるものの、やせは増加傾向を示している<sup>20)</sup>。国民健康・栄養調査における7~14歳でのエネルギー摂取量は、2,013 kcal/日(1997年)→2,047 kcal/日(2002年)→1,985 kcal/日(2007年)→1,976 kcal/日(2012年)となっている。一見、若干の減少傾向が最近みられるようにも思えるが、食事調査の限界や対象者数がそれほど多くないことを考えると、明確なことはいえない。しかし、現在の日本の状況やGutinの指摘もあわせて考えると、肥満を意識して食べる量を抑えることよりは、活発に体を動かしてしっかり食べることをより意識したほうがよいのではないかというのが、個人的な見解である。

## 文 献

1) Livingstone MB and Black AE : Markers of the validity of reported energy intake. *J Nutr*, 133 :

895S-920S, 2003.

- 2) Hsu A, Heshka S, Janumala I, et al. : Larger mass of high-metabolic-rate organs does not explain higher resting energy expenditure in children. *Am J Clin Nutr*, 77 : 1506-1511, 2003.
- 3) Kaneko K, Ito C, Koizumi K, et al. : Resting energy expenditure (REE) in six- to seventeen-year-old Japanese children and adolescents. *J Nutr Sci Vitaminol (Tokyo)*, 59 : 299-309, 2013.
- 4) Molnár D, Jeges S, Erhardt E, et al. : Measured and predicted resting metabolic rate in obese and nonobese adolescents. *J Pediatr*, 127 : 571-577, 1995.
- 5) Hoos MB, Gerver WJ, Kester AD, et al. : Physical activity levels in children and adolescents. *Int J Obes Relat Metab Disord*, 27 : 605-609, 2003.
- 6) Ekelund, U., Yngve A, Brage S, et al. : Body movement and physical activity energy expenditure in children and adolescents : how to adjust for differences in body size and age. *Am J Clin Nutr*, 79 : 851-856, 2004.
- 7) Hikihara Y, Tanaka C, Oshima Y, et al. : Prediction models discriminating between nonlocomotive and locomotive activities in children using a triaxial accelerometer with a gravity-removal physical activity classification algorithm. *PLoS One*, 9 : e94940, 2014.
- 8) Gabel L, Obeid J, Nguyen T, et al. : Short-term muscle power and speed in preschoolers exhibit stronger tracking than physical activity. *Appl Physiol Nutr Metab*, 36 : 939-945, 2011.
- 9) Butte NF, Wong WW, Wilson TA, et al. : Revision of Dietary Reference Intakes for energy in pre-school-age children. *Am J Clin Nutr*, 100 : 161-167, 2014.
- 10) Tanaka C and Tanaka S : Daily physical activity in Japanese preschool children evaluated by triaxial accelerometry : the relationship between period of engagement in moderate-to-vigorous physical activity and daily step counts. *J Physiol Anthropol*, 28 : 283-288, 2009.
- 11) Ishikawa-Takata K, Kaneko K, Koizumi K, et al. : Comparison of physical activity energy expenditure in Japanese adolescents assessed by EW4800P triaxial accelerometry and the doubly labelled water method. *Br J Nutr*, 110 : 1347-1355, 2013.

- 12) Westerterp KR : Pattern and intensity of physical activity. *Nature*, 410 : 539, 2001.
- 13) Thompson D and Batterham AM : Towards integrated physical activity profiling. *PLoS One*, 8 : e56427, 2013.
- 14) Hoos MB, Kuipers H, Gerver WJ, et al. : Physical activity pattern of children assessed by triaxial accelerometry. *Eur J Clin Nutr*, 58 : 1425-1428, 2004.
- 15) Montgomery C, Reilly JJ, Jackson DM, et al. : Relation between physical activity and energy expenditure in a representative sample of young children. *Am J Clin Nutr*, 80 : 591-596, 2004.
- 16) 中江悟司, 山田陽介, 木村みさかほか : 小児の日常生活中におけるエネルギー消費量と体格・体力との連関—二重標識水法および加速度計法を用いた検討. *体力科学*, 62 : 353-360, 2013.
- 17) Gutin B : How can we help people to develop lean and healthy bodies? A new perspective. *Res Q Exerc Sport*, 84 : 1-5, 2013.
- 18) Luu Y, Capilla E, Rosen C, et al. : Mechanical stimulation of mesenchymal stem cell proliferation and differentiation promotes osteogenesis while preventing dietary-induced obesity. *J Bone Miner Res*, 24 : 50-61, 2009.
- 19) Abbott RA and Davies PS : Habitual physical activity and physical activity intensity : their relation to body composition in 5.0-10.5-y-old children. *Eur J Clin Nutr*, 58 : 285-291, 2004.
- 20) 生魚 薫, 橋本令子, 村田光範 : 学校保健における新しい体格判定基準の検討—新基準と旧基準の比較, および新基準による肥満傾向児並びに痩身傾向児の出現頻度に見られる 1980 年度から 2006 年度にかけての年次推移について. *小児保健研究*, 69 : 6-13, 2010.



**特 集** 健康情報のモニタリング

# 活動量計による 身体活動のモニタリング

田中 茂穂<sup>1)</sup>・安藤 貴史<sup>2)</sup>

## 1. 身体活動量の評価法の概観

身体活動とは、安静にしている状態より多くのエネルギーを消費するすべての動きを指す<sup>1)</sup>。身体活動量を評価する方法としては、二重標識水法、心拍数法、加速度計法、活動記録法、質問紙法などがある。これらのうち、二重標識水法と基礎代謝量の組み合わせが、日常生活における平均的な身体活動量の総量を求める上では最も正確であると考えられている。しかし二重標識水法は、1~2週間における平均のエネルギー消費量が得られるだけであり、短時間はおろか、一日単位の値でさえも評価できない。心拍数法は、心拍数が、特に中~高強度の活動において、エネルギー消費量と強い相関がみられることに基づく。しかし、日常生活の大部分を占める低強度の活動時に限定すると、エネルギー消費量と心拍数の相関は弱い。活動記録法や質問紙法は、主観的な方法の限界で、個人毎の推定誤差が大きいという問題がある。それらに対して、現時点で最も利用しやすく、今後さらに有望と考えられる方法は、主に加速度センサを用いた活動量計である。

## 2. 活動量計による身体活動の計測原理

ほとんどの活動量計は、一部の例外を除いて、

身体活動に伴う加速度の大きさがエネルギー消費量と比較的強い相関があることを利用して、エネルギー消費量を推定している<sup>2-5)</sup>。現在流通している活動量計の多くは、加速度センサ部分とバッテリー、メモリ、CPU部分が一箇の機器の中に搭載されている。その機器を身体のいずれかの箇所、多くの場合、重心の移動を反映する腰部または胸部に装着し、その部分に生じる加速度情報を得ている。一般に10~80g程度の重量なので不快感は少ない。かつての歩数計や活動量計の多くは上下方向だけ(1軸)の加速度センサであったが、最近では(2~)3軸の加速度センサが多くなってきた。

加速度センサは、圧電型 (piezoelectric) やピエゾ抵抗型 (piezoresistive) あるいは静電容量型 (capacitive) などがある<sup>3,4)</sup>。そのうち、圧電型の加速度センサは、動きに伴い圧電素子に歪みを生じた結果、得られた出力電圧を加速度に換算する。比較的安価で消費電力も少ないため、広く用いられてきた。

加速度センサのサンプリング周波数は、ナイキストの標本化定理に基づき、最も高い周波数の少なくとも2倍でなければならない。腕の特定の動きにおいては25Hz程度になり得るし、立ち上がりや着地などの動作を細かくみたい場合は、50Hzかそれ以上になる。しかし、人が通常行う

筆者：1) たなか しげほ (国立健康・栄養研究所基礎栄養研究部部長)

2) あんどう たかふみ (国立健康・栄養研究所基礎栄養研究部特別研究員)

衝撃のない身体活動時における重心の一般的な周波数は、走行中の垂直方向で8Hz以下である<sup>2)</sup>。そのため、身体活動のモニター時のサンプリングは、一般に10~32Hz程度が用いられている。

加速度のレンジとしては、通常の歩行であれば、得られるすべての加速度が±2G以内（平均すると0.2~0.6G程度）であるが、ランニングなどでは瞬間的に±10Gを超えることもありうる<sup>2)</sup>。一方で、特に日常動作などの小さい動きを感知するには、分解能が小さいことが要求される。大きな加速度を捉えたいか、あるいは小さな動きにおける精密な感度（分解能）を要求するかによって、加速度センサにおける加速度のレンジと分解能が決定される。

得られた加速度値については、高周波数帯域にみられる電氣的ノイズや、低周波数帯域にみられるセンサの劣化や温度変化に伴うドリフトの影響などを取り除くために、フィルタリング処理を行う。その際、扱いたい動作の周波数を考慮して、フィルタリングのレンジが決定される。一般に、フィルタリング処理により、およそ0.25~7Hz程度の周波数帯域が利用されることが多い。

活動量計に示されるカウントは、あらかじめ決められた閾値あるいはゼロを信号が通過した数を利用したり（例：zero-crossing method）、任意に設定した分析の最低単位時間（epoch）の中での加速度の最大値とする方法もあるが、一定時間における加速度の絶対値の積分値を用いる方法が一般的である。

epochの長さが長い場合は、異なる強度の2つ以上の活動を区別できなくなる。その結果、間欠的な高強度活動は、中強度以下の活動の一部とみなされてしまう。一方、数秒未満の短時間だと、生理学的な意味がほとんどないことや、現実的にはメモリの制約もあって、多くの装置では、epochとして1分が用いられてきた。しかし最近では、特に子どもにおいて、間欠的な高強度の身体活動を捉えるためにはepochを短く（10~30秒程度）することが望ましいと考えられている<sup>9)</sup>。

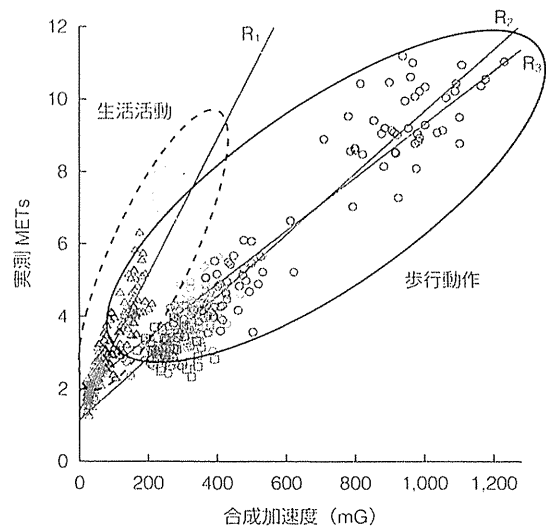


図1 合成加速度と活動強度の関係(Ohkawara et al., 2011<sup>9)</sup>)

### 3. 加速度情報による身体活動強度・エネルギー消費量の推定

身体活動強度（例：メッツ）は、加速度の大きさと比較的強い相関がみられる。しかし、その関係式は、活動の種類によって異なる<sup>7)</sup>。中でも、日常活動の中では、歩・走行とそれらをほとんど含まない活動との区別がかなり重要である。図1は、これらの活動間で、関係式が大きく異なることを示している<sup>9)</sup>。従来の活動量計やアルゴリズムの多くは、歩・走行以外を十分に考慮していないため、それらの活動の強度、ひいては一日当たりの総エネルギー消費量を過小評価する傾向があった<sup>7,10,11)</sup>。

歩・走行とそれ以外を区別することによってさまざまな活動のエネルギー消費量を正確に推定するために、加速度の変動係数<sup>12)</sup>、垂直と水平成分の比率<sup>13,14)</sup>などのほか、重力加速度から姿勢の変化をとらえる方法<sup>15)</sup>が提案されている。図2のように、歩・走行では、加速度の値は大きいですが、姿勢は一定しているため、重力加速度をハイパスフィルタで除去する前後の値にほとんど違いがみられない。それに対して、掃除機をかけている時のような歩・走行以外の活動では、重力加速度に

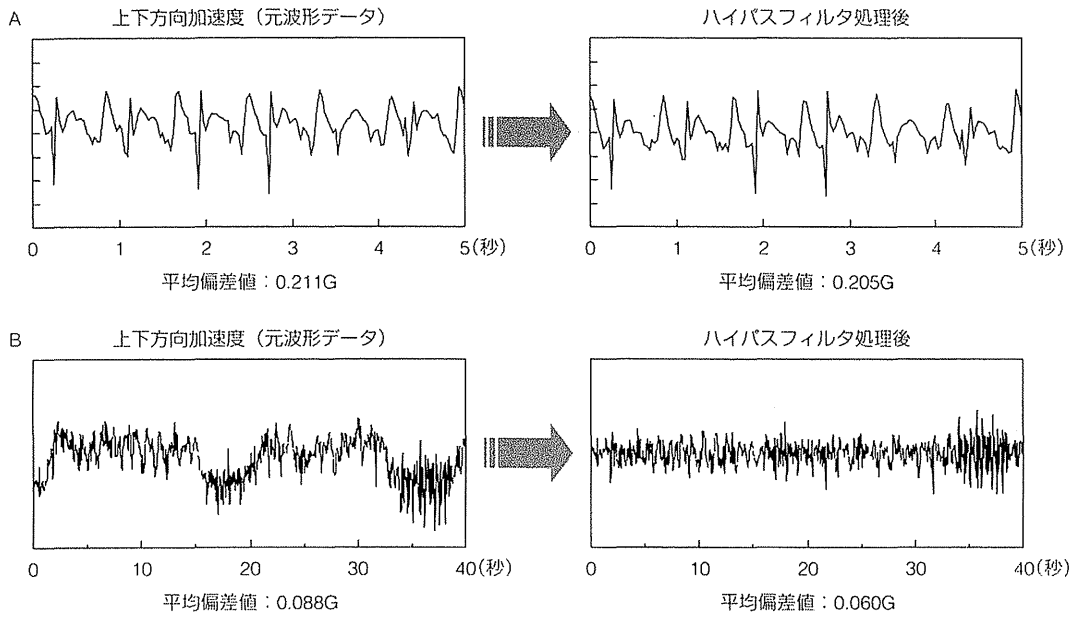


図2 ハイパスフィルタ処理前後の加速度データ (A: 歩行, B: 掃除機かけ) (Oshima et al., 2010<sup>15)</sup>)

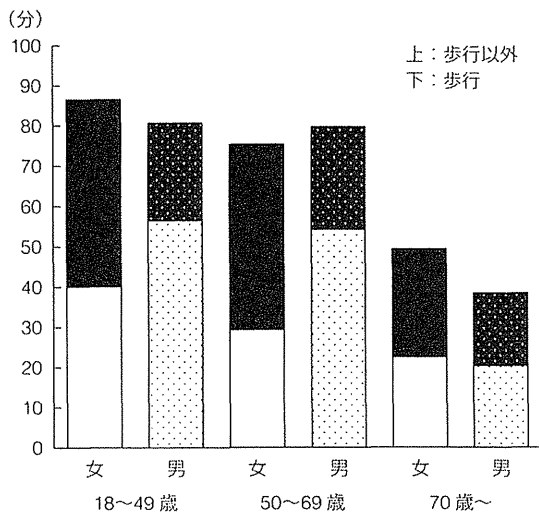


図3 性・年齢別にみた歩行および歩行以外の中高強度活動時間 (Tanaka et al., 2013<sup>17)</sup>)

よる加速度が大きな影響を与えており、フィルタリング前後の値の変化が大きい。この性質を利用して両者を判別すると、多くの活動でかなり正確に身体活動強度を推定できる<sup>9,16)</sup>。

この活動量計を用いると、男性より歩数が少ない女性の方が、歩・走行以外の活動はむしろ多いが、加齢とともに、その減少も大きいということが明らかとなった<sup>17)</sup> (図3)。また、清掃員や調理従事者のように、歩・走行はそれほど多くないものの、歩・走行以外の活動がかなり多い職種があることが、客観的なデータにより示された<sup>18)</sup> (図4)。

なお、自転車をこいでいる時、坂道を上り降り降りする場合、重い物を持ってじっと立っている場合などにおいて、加速度の大きさとエネルギー消費量との関係式がさらに大きく異なるが、これらの判別は容易ではない。そのため、どのような活動をどの程度正確にとらえることができるのか、確認した上で使用する必要がある。

#### 4. 新たな方向性

##### 1) センサ

最近では、動的な加速度のみをとらえる圧電型に代わって、 piezoelectric 抵抗型あるいは静電容量型が用

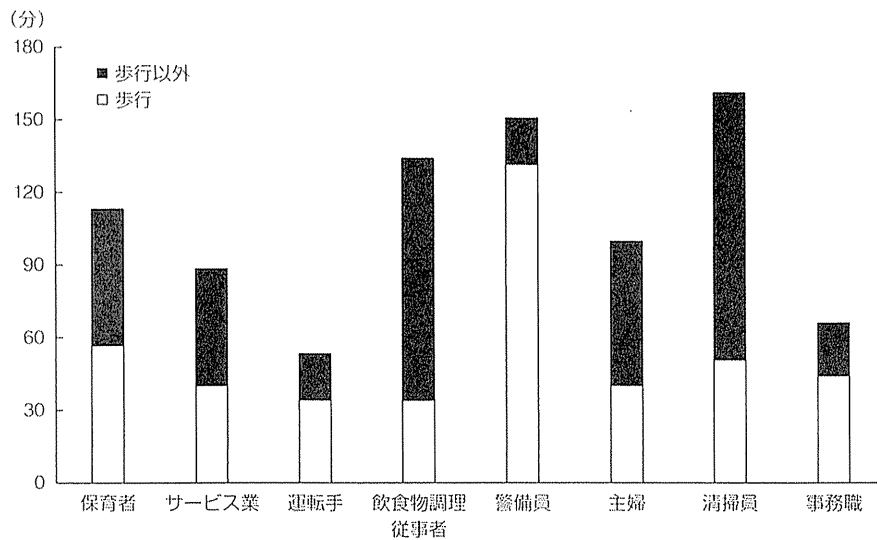


図4 職種別にみた歩行および歩行以外による中高強度活動時間 (田中ほか, 2012<sup>10)</sup>)

いられるようになってきた<sup>3,4)</sup>。たとえば、国際的によく利用されてきた ActiGraph 7164/71256 や Tracmor は、それぞれ ActiGraph GT1X~GT3X+ や TracmorD に世代交代した際に、センサも代わっている。新世代のセンサは、圧電型より高コストでバッテリーも長持ちしないが、高感度で、重力加速度が含まれるという特徴もある。その結果、姿勢の評価に用いることができる。また、先に述べたように、活動の種類判別に用いることも可能である。

加速度センサではないが、心拍数のほか、体温や血流などの情報を利用した活動量計も考案されている<sup>3,4)</sup>。また、睡眠計のような技術を応用すれば身体に赤外線のようなものを絶えず機器から照射し身体の動きを捉えることも、可能となるかもしれない。その段階まで行くと、心臓や肺、血管などの運動を特異的な周波数帯を用いて非接触的に計測できる機器も開発できるかもしれない。

## 2) 装着部位

これまで、主に腰や胸の体幹部に装着することで身体のおおまかな動きをとらえることを主眼としていた。しかし、これだと、睡眠時や、着替

え、入浴・水中運動などにより、装着できない時間がある。そのため、最近では、手首に装着する試みが数多くなされている。米国全国健康・栄養調査 (National Health and Nutrition Examination Survey : NHANES) でも、2003~2006 では腰への装着だったのに対し、2011~2014 では手首への装着となっている。それは、装着時間を長くするとともに、睡眠の評価を可能にするためでもあった。その結果、腰に装着した2003~2006年のNHANESでは、10時間以上の装着を6日以上できた割合が、性・年齢階級によって40~70%だったのに対し、腕に装着した2011~2012年は、70~80%で6日以上データがとれており、装着時間の中央値は21~22時間と、劇的に長くなった<sup>10)</sup>。

また、近年では、センサの小型化、Bluetoothなど無線通信システムの確立により、必ずしもセンサ部分とその他の部分が同じ機器の中に存在する必要がなくなってきた。たとえば、身体のいたるところに加速度センサと通信機能を持たせたモジュールを貼り付け、その信号をCPUやメモリ、バッテリーが内蔵された1個の機器に集約させ、演算させることも原理的には可能であろう。また、

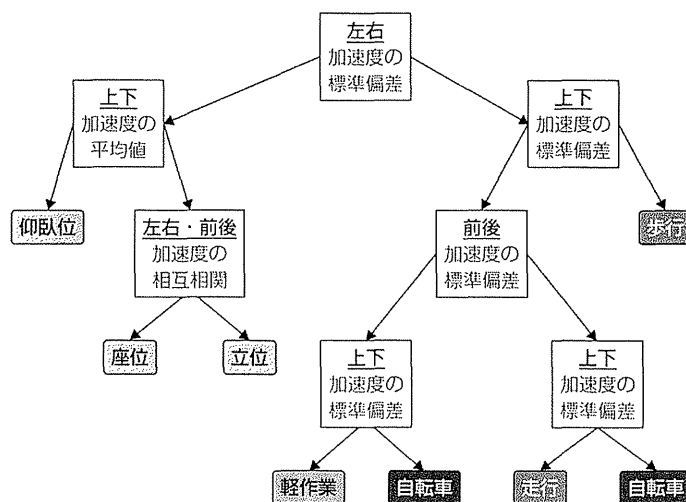


図5 姿勢判別法の例 (Bonomi et al., 2009<sup>29</sup>).

加速度センサが比較的小型かつ安価なため、携帯電話、ゲーム機などさまざまな機器にも搭載され始めており、身体活動計測の可能性を広げている。

### 3) 活動強度以外の情報の評価

近年、太腿や手首などに1個～複数個のセンサを装着し、活動の種類を判別を行う活動量計が存在する<sup>34)</sup>。代表例として、両足裏や両太腿、および胸部に計5個のセンサをつけて、32の種類を判別するIDEEA (Intelligent Device for Energy Expenditure and Activity)<sup>30)</sup>や、太腿にセンサを1個装着し、座位と立位などを判別するactivPAL<sup>21)</sup>などがある。

また、腰や手首に従来の加速度センサを装着したうえで、仰臥位・座位・立位、(立位での)軽作業、歩・走行、階段・坂道、運動・スポーツ、自転車活動といった活動の種類をなるべく細かく判別するためのアルゴリズムの開発が進められている<sup>34)</sup>。単純なカットオフ値による判別から、判別分析、決定木 (decision tree)、機械学習 (machine learning (neural network))、隠れマルコフモデル (hidden Markov model) といったさまざまな手法が利用されている。中でも、人工ニューラルネットワーク (artificial neural network) を用いた報告

が最も多い<sup>29)</sup>。図5には、決定木を用いた活動判別の手法の一例<sup>29)</sup>を示した。加速度情報から得られるさまざまなパラメータを利用している。その方法を利用して、オランダ人における一日の活動内容の時間分布をまとめた結果が図6である<sup>29)</sup>。活動的な時間は短く、大部分は睡眠や低強度活動、活動的な立位が占めることがわかる。また、身体活動レベル (= 総エネルギー消費量 ÷ 基礎代謝量、あらゆる身体活動の指標) が高い集団と低い集団における、各活動の平均合計所要時間を比較したところ、ほとんどの活動時間に差がみられた。中でも、自転車が大きく寄与することが、重回帰分析で示された。いかにもオランダらしい結果である。

### 4) 時間軸に伴う身体活動の変動

これまで、個人あるいは集団における習慣的な身体活動量を評価することに重きがおかれてきた。しかし、平均値にしてしまうと埋もれてしまう身体活動の日内・日間変動に関しては、これまであまり検討されていない。機器が発達すれば、自発的活動の変動にみられる、個人の身体活動の“癖”などを評価できるようになる。近年注目されている“breaks in sedentary”が、その代表例

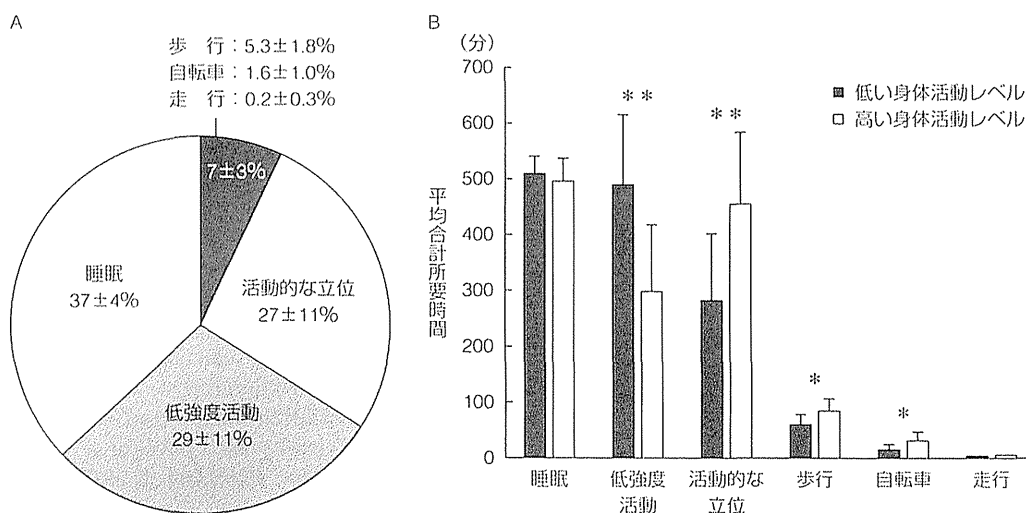


図6 オランダ人における、一日の活動内容の時間分布 (A), および身体活動レベルが高い集団と低い集団における、各活動の平均合計所要時間の比較 (B) (Bonomi et al., 2012<sup>24)</sup>) グループ間の差: \*\*P<0.01 \*P<0.02

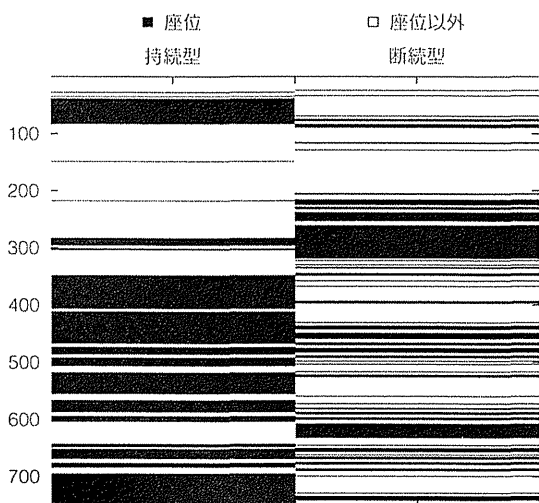


図7 座位時間のパターン (左: 持続型, 右: 断続型) (Owen et al., 2010<sup>25)</sup>)

である<sup>25)</sup>。図7は、それを図示したものである。座位時間が連続する人(持続型:左)と断続的な人(断続型:右)では、座位の総時間数は同じである。しかし、NHANES 2003-2006のデータを分析すると、breakの回数から最も断続型の四分位が持続型の四分位より、腹囲が4.1 cmも少なかったという結果が得られている<sup>26)</sup>。他にも、エ

ネルギーバランスの変化により刻一刻と調節を受ける自発的活動の変化や、日内のホルモン変動などによって生じる活動の変化などについても、今後の研究が期待できる。そのような身体活動の内容や個人内変動を詳しく評価するうえで、活動量計は極めて有用である。近い将来、ある種の活動量計を用いて、個人の身体活動を絶えず観察できるようになるだろう。また、活動量計の機能を有効活用すれば、1日の総エネルギー消費量のみならず、刻一刻と消費するエネルギーの積算値を装着者にフィードバックして、その後のエネルギー摂取量の調節や身体活動の介入が可能である。

### おわりに

圧電素子を用いる活動量計は、得られた電位差より加速度値を評価する。その技術を応用すると、実は、自己発電により動く活動量計も可能になるかもしれない。数年前、東京駅に歩くことで発電する廊下があったが、たとえば、靴の裏に圧電素子を貼り付け発電をすることが考えられる。この技術が発展すると、(極めて微小な発電量かもしれないが)家庭内に設ける蓄電池へため込み、家

庭内の家電利用への活用も考えられ、一家に一台ソーラーパネルによる発電の時代から、一人一足による発電の時代も遠くないのかもしれない。

近未来の活動量計は、人間の活動に関する情報を交通・流通分野、環境分野など他の分野と融合させ、様々な軸から評価しているだろう。

#### 【文 献】

- 1) Caspersen CJ et al.: Physical activity, exercise, and physical fitness: definitions and distinctions for health-related research. *Public Health Rep.* 100: 126–131, 1985.
- 2) Chen KY et al.: The technology of accelerometry-based activity monitors: current and future. *Med Sci Sports Exerc.* 37: S490–S500, 2005.
- 3) Bonomi AG et al.: Advances in physical activity monitoring and lifestyle interventions in obesity: a review. *Int J Obes (Lond)*, 36: 167–177, 2012.
- 4) Chen KY et al.: Redefining the roles of sensors in objective physical activity monitoring. *Med Sci Sports Exerc.* 44: S13–S23, 2012.
- 5) Plasqui G et al.: Daily physical activity assessment with accelerometers: new insights and validation studies. *Obes Rev.* 14: 451–462, 2013.
- 6) Kim Y et al.: Everything you wanted to know about selecting the “right” Actigraph accelerometer cut-points for youth, but...: a systematic review. *J Sci Med Sport.* 15: 311–321, 2012.
- 7) Matthews CE: Calibration of accelerometer output for adults. *Med Sci Sports Exerc.* 37: S512–S522, 2005.
- 8) Ohkawara K et al.: How much locomotive activity is needed for an active physical activity level: analysis of total step counts. *BMC Res Notes.* 4: 512, 2011.
- 9) Ohkawara K et al.: Real-time estimation of daily physical activity intensity by triaxial accelerometer and a gravity-removal classification algorithm. *Br J Nutr.* 105: 1681–1691, 2011.
- 10) Hikiyama Y et al.: Validation and comparison of three accelerometers for measuring physical activity intensity during nonlocomotive activities and locomotive movements. *J Phys Act Health.* 9: 935–943, 2012.
- 11) Leenders NY et al.: Energy expenditure estimated by accelerometry and doubly labeled water: do they agree? *Med Sci Sports Exerc.* 38: 2165–2172, 2006.
- 12) Crouter SE et al.: Refined two-regression model for the ActiGraph accelerometer. *Med Sci Sports Exerc.* 42: 1029–1037, 2010.
- 13) Tanaka C et al.: Triaxial accelerometry for assessment of physical activity in young children. *Obesity (Silver Spring)*, 15: 1233–1241, 2007.
- 14) Midorikawa T et al.: Evaluation of low-intensity physical activity by triaxial accelerometry. *Obesity (Silver Spring)*, 15: 3031–3038, 2007.
- 15) Oshima Y et al.: Classifying household and locomotive activities using a triaxial accelerometer. *Gait Posture.* 31: 370–374, 2010.
- 16) Hikiyama Y et al.: Prediction models discriminating between monolocomotive and locomotive activities in children using a triaxial accelerometer with a gravity-removal physical activity classification algorithm. *PLoS One*, 9: e94940, 2014.
- 17) Tanaka C et al.: Locomotive and non-locomotive activities evaluated with a triaxial accelerometer in adults and elderly individuals. *Aging Clin Exp Res.* 25: 637–643, 2013.
- 18) 田中千晶ほか：日本人勤労者の日常の身体活動量における歩・走行以外の身体活動の寄与。 *体力科学*, 61: 435–441, 2012.
- 19) Freedson PS et al.: Comment on “estimating activity and sedentary behavior from an accelerometer on the hip and wrist”. *Med Sci Sports Exerc.* 45: 962–963, 2013.
- 20) Zhang K et al.: Measurement of human daily physical activity. *Obes Res.* 11: 33–40, 2003.
- 21) Kozey-Keadle S et al.: Validation of wearable monitors for assessing sedentary behavior. *Med Sci Sports Exerc.* 43: 1561–1567, 2011.
- 22) Freedson PS et al.: Evaluation of artificial neural network algorithms for predicting METs and activity type from accelerometer data: validation on an independent sample. *J Appl Physiol (1985)*, 111: 1804–1812, 2011.
- 23) Bonomi AG et al.: Detection of type, duration, and intensity of physical activity using an accelerometer. *Med Sci Sports Exerc.* 41: 1770–1777, 2009.
- 24) Bonomi AG et al.: Aspects of activity behavior as a determinant of the physical activity level. *Scand J Med Sci Sports.* 22: 139–145, 2012.
- 25) Owen N et al.: Too much sitting: the population health science of sedentary behavior. *Exerc Sport Sci Rev.* 38: 105–113, 2010.
- 26) Healy GN et al.: Sedentary time and cardio-metabolic biomarkers in US adults: NHANES 2003–06. *Eur Heart J.* 32: 590–597, 2011.



# Prediction Models Discriminating between Nonlocomotive and Locomotive Activities in Children Using a Triaxial Accelerometer with a Gravity-removal Physical Activity Classification Algorithm

Yuki Hikiyara<sup>1\*</sup>, Chiaki Tanaka<sup>2</sup>, Yoshitake Oshima<sup>3</sup>, Kazunori Ohkawara<sup>4</sup>, Kazuko Ishikawa-Takata<sup>5</sup>, Shigeo Tanaka<sup>6</sup>

**1** Faculty of Engineering, Chiba Institute of Technology, Chiba, Japan, **2** Division of Integrated Sciences, J. F. Oberlin University, Tokyo, Japan, **3** Faculty of Service Industries, University of Marketing and Distribution Science, Hyogo, Japan, **4** Faculty of Informatics and Engineering, University of Electro-Communications, Tokyo Japan, **5** Department of Nutritional Education, National Institute of Health and Nutrition, Tokyo Japan, **6** Department of Nutritional Science, National Institute of Health and Nutrition, Tokyo Japan

## Abstract

The aims of our study were to examine whether a gravity-removal physical activity classification algorithm (GRPACA) is applicable for discrimination between nonlocomotive and locomotive activities for various physical activities (PAs) of children and to prove that this approach improves the estimation accuracy of a prediction model for children using an accelerometer. Japanese children (42 boys and 26 girls) attending primary school were invited to participate in this study. We used a triaxial accelerometer with a sampling interval of 32 Hz and within a measurement range of  $\pm 6$  G. Participants were asked to perform 6 nonlocomotive and 5 locomotive activities. We measured raw synthetic acceleration with the triaxial accelerometer and monitored oxygen consumption and carbon dioxide production during each activity with the Douglas bag method. In addition, the resting metabolic rate (RMR) was measured with the subject sitting on a chair to calculate metabolic equivalents (METs). When the ratio of unfiltered synthetic acceleration (USA) and filtered synthetic acceleration (FSA) was 1.12, the rate of correct discrimination between nonlocomotive and locomotive activities was excellent, at 99.1% on average. As a result, a strong linear relationship was found for both nonlocomotive (METs = 0.013  $\times$  synthetic acceleration + 1.220,  $R^2 = 0.772$ ) and locomotive (METs = 0.005  $\times$  synthetic acceleration + 0.944,  $R^2 = 0.880$ ) activities, except for climbing down and up. The mean differences between the values predicted by our model and measured METs were  $-0.50$  to  $0.23$  for moderate to vigorous intensity ( $>3.5$  METs) PAs like running, ball throwing and washing the floor, which were regarded as unpredictable PAs. In addition, the difference was within 0.25 METs for sedentary to mild moderate PAs ( $<3.5$  METs). Our specific calibration model that discriminates between nonlocomotive and locomotive activities for children can be useful to evaluate the sedentary to vigorous PAs intensity of both nonlocomotive and locomotive activities.

**Citation:** Hikiyara Y, Tanaka C, Oshima Y, Ohkawara K, Ishikawa-Takata K, et al. (2014) Prediction Models Discriminating between Nonlocomotive and Locomotive Activities in Children Using a Triaxial Accelerometer with a Gravity-removal Physical Activity Classification Algorithm. PLoS ONE 9(4): e94940. doi:10.1371/journal.pone.0094940

**Editor:** James P. Brody, University of California, Irvine, United States of America

**Received:** November 14, 2013; **Accepted:** March 20, 2014; **Published:** April 22, 2014

**Copyright:** © 2014 Hikiyara et al. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited.

**Funding:** This study was supported by the Grant-in-Aid for Scientific Research (KAKENHI:21700700) for The Ministry of Education, Culture, Sports, Science and Technology and the Grant of Kozuki Foundation for Sports and Education. The funders had no role in study design, data collection and analysis, decision to publish, or preparation of the manuscript.

**Competing Interests:** The authors have declared that no competing interests exist.

\* E-mail: hikiyara.yuki@it-chiba.ac.jp

## Introduction

Much research has shown that there is a positive relationship between physical activity (PA) and both physical and mental health outcomes in children [1,2]. It is currently recommended that children should be engaged in moderate to vigorous intensity physical activity (MVPA) for at least 60 minutes each day [2,3]. Therefore, it is important to evaluate the exact PA intensity needed to improve and maintain an individual's physical and emotional health.

Estimation of PA in children is particularly difficult, since children show PA of varying intensity with short duration [4,5]. PA is generally estimated in units of activity energy expenditure or

time engaged in MVPA. To date, a variety of methods has been used to measure PA in children and adolescents. Although questionnaires and self-report activity diaries are effective methods in population-based research, they have the limitations of being less valid and reliable, particularly in children [6].

Accelerometers have recently come into wide use as monitors of PA. Accelerometers have the advantages of being objective, cost effective, and minimally invasive [7]. Previous studies proposed prediction models of metabolic equivalents (METs) for children with accelerometers [8–16]. These prediction models were based on the linear relationship between oxygen uptake and acceleration during several typical activities that reflect daily lifestyle activities of children. Typically, the selected activities are of low ( $<$



3 METs), moderate (3–5.9 METs) and vigorous intensity ( $\geq 6$  METs). The slope and intercept of a predictive model of locomotive activities, such as walking and running, are different from those of nonlocomotive activities, like playing games, cleaning, playing with blocks, tossing a ball, and aerobic dance [9–11,15]. Interestingly, Crouter et al. [17] proposed a new child-specific, two-regression model (2 RM), which is able to discriminate between locomotive activities, such as continuous walking or jogging, and nonlocomotive activities, including lifestyle activity, on the basis of the variability in the accelerometer count. The estimation accuracy of PA with the 2 RM depends on the sensitivity of discriminating between locomotive and nonlocomotive activities [18,19]. We also suggested a new calibration model that could discriminate locomotive activities from nonlocomotive activities in adults with a triaxial accelerometer based on the ratio of raw synthetic acceleration to filtered synthetic acceleration without gravity acceleration (gravity-removal physical activity classification algorithm [GRPACA]) [20,21]. The rate of correct discrimination between nonlocomotive (household) and locomotive activities was 98.7% for 11 selected activities in adults [21].

Our initial aim was to examine whether the GRPACA is able to discriminate between locomotive and nonlocomotive activities for various PAs of children. Our second aim was to prove that this discrimination method improves the estimation accuracy of the prediction model for children using an accelerometer.

## Materials and Methods

### Participants

Healthy Japanese children (42 boys: 15 who were 6–9 years of age, and 27 who were 10–12 years of age and 26 girls: 14 who were 6–9 years of age, and 12 who were 10–12 years of age) attending primary school were invited to participate in this study via a public advertisement. None of the participants had physical impairments that could affect daily life activity or took any medications that could affect metabolism. All participants and parents were fully informed of the purpose of the study, and written informed consent was obtained from parents on behalf of the participants prior to the start of the study. This study was conducted according to the guidelines of the Declaration of Helsinki, and all procedures involving human participants were approved by the Ethical Committee of the National Institute of Health and Nutrition.

### Anthropometry

Body weight was measured to the nearest 0.1 kg with a digital balance (YL-65S, YAGAMI Inc., Nagoya, Japan), and height was measured on a stadiometer to the nearest 0.1 cm (YK-150D, YAGAMI Inc., Nagoya, Japan). Body mass index ( $\text{kg}/\text{m}^2$ ) was calculated as body weight divided by the square of body height.

### Procedures

To avoid diet-induced thermogenesis, the children visited the laboratory in the morning, three hours after breakfast. After the study protocol was fully explained, anthropometric measurements were taken. Next, participants were asked to rest for 30 minutes, and then the resting (in the seated position on a chair) metabolic rate was measured for 7 minutes; in children, it was measured while the child was viewing a video (e.g. Disney movie) to avoid fidgeting [22]. In addition, we asked the participants to put their hands on their thighs and to keep their feet on the floor during the measurement. Next, the children performed 11 PA for approximately 3 to 7 minutes, in addition to 3 minutes to obtain steady state (Table 1). First, nonlocomotive activities excluding throwing

a ball were performed in order of PA intensity (lower to higher) with a few minutes of recovery between tasks, and after an approximately 10-minute break, climbing down and up activities were performed sequentially. Next, participants performed the throwing a ball activity. Locomotive activities were also conducted in order of PA intensity (lower to higher) with a few minutes of recovery between activities. All participants wore a triaxial accelerometer on the waist, tightly attached with a belt, during each activity. Before the experiment started, the accelerometers were synchronized using a wave clock for reference. Measurement of each activity began after a preliminary period that was needed to reach a steady-state condition with 3 minutes, based on our pilot study and previous studies [17,20,23]. The steady-state durations for climbing down and up were 2 minutes, because participants were moving to the implementation site on foot within a few minutes of the measurement of climbing down, and climbing up was performed after climbing down for 3 minutes. The energy expenditure (EE) of each activity was calculated from oxygen consumption ( $\text{VO}_2$ ) and carbon dioxide production ( $\text{VCO}_2$ ) with Weir's equation [24]. To calculate the METs, we divided the EE during each activity by the measured value of the metabolic rate of the participant when seated on a chair.

### Triaxial Accelerometer

We used a triaxial accelerometer with 4 GB of memory (Omron Healthcare, Kyoto, Japan) consisting of a Micro electro-mechanical system-based accelerometer (LIS3LV02DQ; ST-Microelectronics), which responds to both acceleration due to movement and gravitational acceleration. The device for children measured  $74 \text{ mm} \times 46 \text{ mm} \times 34 \text{ mm}$  and weighed 60 g, including batteries. It was designed to detect accelerations in the vertical (x), anteroposterior (y), and mediolateral (z) axes with each activity at a rate of 32 Hz to 12-bit accuracy. The acceleration obtained from these specifications was passed through a high-pass filter with a cut-off of 0.7 Hz to exclude gravitational acceleration. We calculated the integral of the absolute value of the accelerometer value (synthetic acceleration), the square root of the sum of the square of the absolute acceleration from three axes (synthetic acceleration =  $(X^2 + Y^2 + Z^2)^{0.5}$ ). Finally, this device could record the synthetic acceleration of a 10-s epoch length within a measurement range of  $\pm 6 \text{ G}$  and with a resolution of 3 mG. We analysed the acceleration data converted into a 10-s epoch length when collecting the expired gas for each activity. The reliability of this device was validated by the manufacturer, and is reported in technical reports (unpublished). The reliability test referred to the procedures of Japanese Industrial Standards (JIS7200:1993), according to which a pedometer is validated with a vibration exciter.

### Indirect Calorimetry

Respiratory gas samples were analysed with the Douglas bag method, in which each participant was fitted with a facemask (No.09759, YAGAMI Inc., Nagoya, Japan) and breathed into a Douglas bag (No.35060, YAGAMI Inc., Nagoya, Japan). Participants performed calibration tasks person-to-person with an assistant who was holding the 50 L or 100 L-sized Douglas bag. The assistant opened a cock of the Douglas bag to collect the expired gas at the same time as the steady-state period finished, and then closed it when measurement finished without hindrance. The bag concentrations of oxygen and carbon dioxide were analyzed by a mass spectrometer (ARCO-1000; Arco System Inc., Kashiwa, Japan) that has recently come into wide use in several countries, in particular, Japan [20,25]. The precision of the expired gas measurement was 0.02% for oxygen and 0.06% for

**Table 1.** Description of performed calibration tasks.

Tasks	Content of activity	Intensity	Steady state (min)	Gathering expired gas (min)*
<i>Nonlocomotive</i>				
desk work	handwriting letters at a desk	light	3.0	4.0
Nintendo DS	playing Nintendo DS with sitting on the floor	light	3.0	3.0
sweeping up	sweeping floor (about 17 m <sup>2</sup> ) while moving	light	3.0	3.0
clearing away	placing books from floor onto a bookshelf	light	3.0	3.0
washing the floor	wiping down the floor with a cloth in a squatting position	moderate	3.0	2.0
throwing a ball	playing catch with a large ball with a partner	moderate	3.0	3.0
<i>Locomotive</i>				
climbing down	climbing down stairs according to a pace leader	moderate	2.0	1.0
climbing up	climbing up stairs according to a pace leader	vigorous	2.0	1.0
normal walking	normal walking speed according to a pace leader (60 m/min) on the ground	moderate	3.0	2.0
brisk walking	brisk walking speed according to a pace leader (80 m/min) on the ground	moderate	3.0	2.0
Jogging	jogging according to a pace leader (early grades: 100 m/min, late grades: 120 m/min)	vigorous	3.0	2.0

\*We collected expired gas for 1 to 4 min after steady state for 2 or 3 min.  
doi:10.1371/journal.pone.0094940.t001

carbon dioxide. The expired gas volume was measured with a certified dry gas meter (DC-5; Shinagawa Co., Ltd., Tokyo, Japan), the accuracy and precision of which were maintained within 1% of the coefficient of variation.

### Selection of Physical Activity for Calibration Models

We gathered information about the children's habitual PA behavior at school and after school from direct interviews of another group of children and public reports of an education committee. Based on those sources of information, we selected 11 PAs for children that consisted of sedentary and light (< 3 METs), moderate (3–5.9 METs), and vigorous activity (≥ 6 METs), according to the compendium of PAs [26,27], to produce a calibration model.

### Discriminative Method

In our previous study, we reported an algorithm for the classification of nonlocomotive (household) and locomotive activities based on the ratio (e.g. cut-off value for adults, 1.16) of unfiltered synthetic acceleration (USA) to filtered synthetic acceleration (FSA) [21]. FSA was defined as the integrated acceleration ( $(X^2 + Y^2 + Z^2)^{0.5}$ ) after the gravitational acceleration was removed from each dimensional acceleration (X, Y, Z) by passing through a second-order Butterworth high-pass filter [21]. Thus, the most important difference between USA and FSA is that FSA is not affected by a change in gravitational acceleration, while USA is. In adults, the rate of correct discrimination of nonlocomotive (e.g. household) from locomotive activities was

98.7% for 11 selected activities with the ratio (USA/FSA) [21]. Therefore, in this study, this discriminative procedure was applied to the children's calibration model, and we aimed to determine a cut-off value for children.

### Statistical Analysis

Statistical analysis was performed with JMP version 8.0 for Windows (SAS Institute, Tokyo, Japan). All results are shown as mean ± standard deviation (SD). In the present study, we carried out multiple regression analysis with a stepwise method to examine the effects of weight, age and sex, and then analysis of covariance (ANCOVA) to assess the interaction (age × sex) on the measured METs prior to statistical analyses. The determination coefficient ( $R^2$ ) was used to evaluate the relationships between variables. One-way analysis of variance (ANOVA) was used to compare measured METs with predicted METs. Mean differences and limits of agreement between predicted METs and measured METs were determined by Bland and Altman plots [28]. Receiver-operating characteristic (ROC) curve analysis was applied to the acceleration data to assess the cut-off value for classification of nonlocomotive and locomotive activities.  $P < 0.05$  was considered statistically significant.

### Results

First, we divided the children into two groups: a development group and a cross-validation group. We randomly selected participants stratified by sex and age (6–9 yrs and 10–12 yrs).

**Table 2.** Physical characteristics of the participants.

	Development group			Cross-validation group			Total participants		
	Boys (30)	Girls (18)	Boys (12)	Girls (8)	Boys (42)	Girls (26)	Mean	SD	SD
Age (yrs)	Mean 10.0	Mean 9.2	Mean 10.1	Mean 8.8	Mean 10.0	Mean 9.0	10.0	1.7	1.8
Height (cm)	Mean 140.2	Mean 134.9	Mean 141.1	Mean 131.4	Mean 140.5	Mean 134.4	140.5	11.5	12.6
Weight (kg)	Mean 34.0	Mean 30.2	Mean 33.7	Mean 27.2	Mean 33.9	Mean 29.8	33.9	9.9	8.2
BMI (kg/m <sup>2</sup> )	Mean 16.9	Mean 16.2	Mean 16.8	Mean 15.6	Mean 16.8	Mean 16.1	16.8	2.6	2.1

BMI: body mass index, SD: standard deviation.  
doi:10.1371/journal.pone.0094940.t002

Characteristics of all children, the development group and the cross-validation group are shown in Table 2.

Discrimination with the ratio of USA/FSA provided the highest rate of correct discrimination, 99.8%, when the value of the ratio was 1.12 (Figure 1, Table 3). Therefore, we calculated the estimated METs through standard equations according to the results of discrimination with the ratio of 1.12, and then compared these values with the measured METs. The relationship between synthetic acceleration and METs is shown in Figure 2 (development group: n = 48). Plots of nonlocomotive activities were different from those of locomotive activities. In addition, plots of climbing down and up were located above and below the line, respectively. The linear regression equation is as follows:

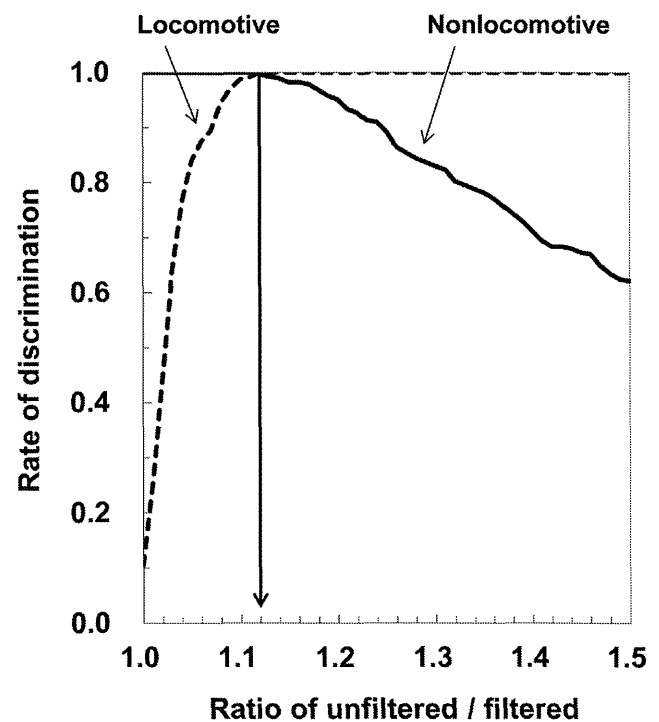
**Nonlocomotive Activities Equation (Development Group: n = 48)**

$$\text{METs} = 0.013 \times \text{synthetic acceleration} + 1.235, R^2 = 0.752, \text{RSME} = 0.694 \text{ (standard equation)}$$

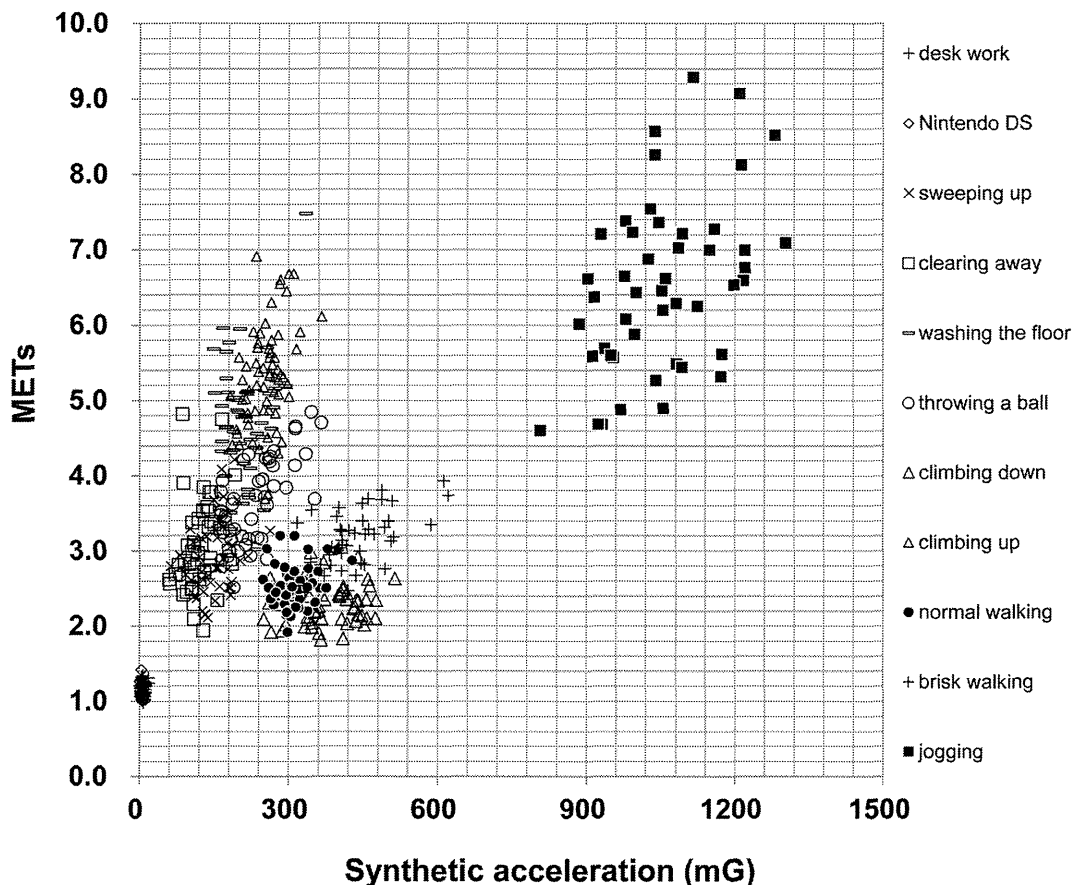
**Locomotive Activities Equation (Development Group: n = 48)**

$$\text{METs} = 0.005 \times \text{synthetic acceleration} + 0.878, R^2 = 0.884, \text{RMSE} = 0.651 \text{ (standard equation)}$$

Next, we examined the cross-validation of the new calibration model in the cross-validation group (n = 20). The rate of correct discrimination was 99.1% when the cut-off value of 1.12 was used to discriminate PAs in cross-validation group. The absolute differences were less than or equal to 0.50 METs, excluding climbing down and up (Table 4). Finally, we proposed an equation from the data of all participants (the development group combined with the cross-validation group).



**Figure 1.** Probability of correctly detecting locomotive and nonlocomotive activities in the development group (n = 48).  
doi:10.1371/journal.pone.0094940.g001



**Figure 2. Relationship of synthetic acceleration to measured METs in nonlocomotive and locomotive activities in the development group (n = 48).**

doi:10.1371/journal.pone.0094940.g002

#### Nonlocomotive Activities Equation (Total Participants: n = 68)

$\text{METs} = 0.013 \times \text{synthetic acceleration} + 1.220$ ,  $R^2 = 0.772$ ,  $\text{RMSE} = 0.664$  (standard equation)

#### Locomotive Activities Equation (Total Participants: n = 68)

$\text{METs} = 0.005 \times \text{synthetic acceleration} + 0.944$ ,  $R^2 = 0.880$ ,  $\text{RMSE} = 0.639$  (standard equation)

Furthermore, the inclusion of weight, chronological age and sex significantly improved the prediction accuracy of the locomotive equation. Chronological age and sex were significant variables in the nonlocomotive equation. However, the interaction term between chronological age and sex was not significant in either equation (Table 5).

We compared each MET value obtained from the standard equation and the multiple regression equation with the METs measured during each PA (Table 6). Although a slight improvement in the predictive equation ( $R^2$  and RMSE) was observed in both nonlocomotive and locomotive activities, we could not find significant improvements in the predictive ability for each activity (Table 6).

The predicted values from standard equation for washing the floor ( $-0.65 \pm 0.88$ ; METs,  $-11.4 \pm 18.8\%$ ) and climbing up ( $-2.91 \pm 0.74$ ; METs,  $-54.2 \pm 9.1\%$ ) were significantly underestimated compared with the measured values. The predicted values of desk work ( $0.17 \pm 0.11$ ; METs,  $15.7 \pm 11.2\%$ ), Nintendo DS ( $0.18 \pm 0.10$ , METs,  $17.1 \pm 10.4\%$ ), throwing a ball ( $0.53 \pm 0.60$ ,

METs,  $15.7 \pm 18.1\%$ ) and climbing down ( $0.67 \pm 0.42$ ; METs,  $30.9 \pm 20.2\%$ ) were significantly overestimated. However, we did not observe significant differences between the predicted values and the measured values for sweeping up, clearing away, or brisk walking and jogging (Table 6).

In addition, the differences between the measured METs and the predicted METs from each equation were determined by Bland-Altman analysis (Figure 3). The standard equation showed a mean difference of  $-0.13$  METs and limits of agreement ( $\pm 2$  SD) from  $+2.06$  to  $-2.33$  METs. The multiple regression equation showed a mean difference of  $-0.17$  METs and limits of agreement ( $\pm 2$  SD) from  $+1.91$  to  $-2.26$  METs.

## Discussion

Many studies have reported that accelerometers are excellent devices for the estimation of locomotive activities, such as walking and jogging on a treadmill or on the ground [29,30]. However, recently, several studies reported that it was difficult to estimate PA intensity for children using the existing predictive model [10,11,14–17], because the habitual PA behaviors of children are more complex and poorer economically [31,32], and they change more frequently than those of adults [4,5]. To be precise, a predictive equation based on locomotive activities led to an underestimation of PA intensity during nonlocomotive activities, such as household tasks [11]. This might mean that discriminating locomotive from nonlocomotive activities contributes to the estimation accuracy of PA intensity in children. Therefore, in