

# **LÄMPÖVIRTAUKSEN JA KONEOPPIMISEN HYÖDYNTÄMINEN LEPOENERGI- ANKULUTUKSEN ARVIOINNISSA**

Mari Sulonen

Liikuntafysiologian pro gradu -tutkielma

Liikuntatieteellinen tiedekunta

Jyväskylän yliopisto

Kevät 2022

Työnohjaajat: Heikki Kyröläinen ja Heikki Peltonen

## TIIVISTELMÄ

Sulonen, M. 2022. Lämpövirtauksen ja koneoppimisen hyödyntäminen lepoenergiankulutuksen arvioinnissa. Liikuntatieteellinen tiedekunta, Jyväskylän yliopisto, liikuntafysiologian pro gradu -tutkielma, 56 s.

**Johdanto.** Energiankulutuksen luotettava määrittäminen on haastavaa arkipäiväisissä tilanteissa. Suora ja epäsuora kalorimetria ovat luotettavia menetelmiä, mutta ne eivät sovellu päivittäisen energiankulutuksen mittaamiseen. Sen sijaan älykellot tai muut kannettavat kuluttajakäyttöiset laitteet olisivat tarkoitukseen käytännöllisiä, mutta toistaiseksi niiden antamat energiankulutusarvot ovat tutkimuksissa osoittautuneet epätarkoiksi. Tässä tutkielmassa esitetään uusi potentiaalinen menetelmä, joka soveltuisi energiankulutuksen arviointiin kuluttajakäytössä. Menetelmässä käytetään koneoppivasti koulutettua algoritmia, johon syötetään henkilön esitiedot (ikä, sukupuoli, pituus ja paino) sekä mitattu lämpövirtaus ja syke. Tutkimuksessa selvitetään, poikkeavatko edellä mainitulla menetelmällä saadut lepoenergiankulutusarvot hengityskaasujen perusteella määritetystä kulutuksesta. Lisäksi menetelmän osalta tutkitaan, mitä muuttujia yhdistelemällä energiankulutuksesta saataisiin lepotilassa mahdollisimman tarkka arvio. Viimeisenä tutkimusaiheena selvitetään, onko kehonkoostumuksella yhteyttä menetelmän arviointitarkkuuteen.

**Menetelmät.** Tutkittavilta (n = 58) mitattiin levossa samanaikaisesti hengityskaasuja, sykettä ja lämpövirtausta. Menetelmässä 1 energiankulutus laskettiin hengityskaasuista Weirin (1949) kaavalla. Menetelmässä 2 energiankulutusarvio johdettiin esitiedoista, lämpövirtauksesta ja sykkeestä syöttäen ne koneoppivasti koulutettuun malliin. Tutkimusaineisto muodostui yhteensä kolmessa mittapisteessä suoritetuista mittauksista. Mittapisteillä oli erilaiset kehonkoostumukselliset tavoitteet riippuen tutkittavan ryhmästä. Kilpailijaryhmä (n = 27) eli kilpailevat fitnessurheilijat muokkasivat kehonkoostumustaan lajinomaiseen kilpailukuntoon. Kontrolliryhmä (n = 31) koostui myös fitnessharrastajista, mutta he eivät olleet osallistumassa kilpailuihin tai pyrkinet vähentämään kehon rasvakudoksen määrää.

**Tulokset.** Menetelmillä 1 ja 2 määritetyt lepoenergiankulutukset eivät eronneet tilastollisessa vertailussa. Lämpövirtaus osoittautui lepoenergiankulutuksen arvioinnissa hyödylliseksi muuttujaksi, sillä lämpövirtaus korreloi energiankulutuksen ja hapenkulutuksen kanssa. Sen sijaan energiankulutuksen ja leposykkeen välillä ei ollut korrelaatiota. Esitietoja ja lämpövirtausta hyödyntävä versio menetelmän 2 mallista antoi pienimmän keskimääräisen energiankulutuksen arviointivirheen (6,73 %). Kilpailija- ja kontrolliryhmien välillä ei ollut eroa menetelmän 2 toimivuudessa. Sen sijaan sukupuolten välillä arviointitarkkuudessa oli eroa, kun menetelmän 2 ennustevirheet olivat naisilla merkitsevästi ( $p < 0,05$ ) suurempia.

**Johtopäätökset.** Tutkimuksessa testattu menetelmä 2 antoi lupaavaa näyttöä lämpövirtausta ja koneoppimista hyödyntävästä energiankulutuksen arvioinnista. Alle 7 % keskimääräinen virhe on huomattavasti pienempi, kuin mitä rannekäyttöisten laitteiden energiankulutusarvioiden virheet ovat olleet aiemmissa tutkimuksissa. Naisten tuloksissa toistaiseksi havaittu suurempi virhe tulee luultavasti pienenemään mitä pidemmälle algoritmin kehittämistä jatketaan. Lisäksi tarkan arvioinnin mahdollistaminen edellyttää vielä lisää tutkimusta kehitettävien laitteiden toimivuudesta eri ympäristöissä ja ihmisryhmissä.

**Asiasanat:** energiankulutus, lämpövirtaus, koneoppiminen, kehonkoostumus

## ABSTRACT

Sulonen, M. 2022. Usability of heat flux and machine learning in resting energy expenditure estimation. Faculty of Sport and Health Sciences, University of Jyväskylä, Master's thesis, 56 pp.

Accurate measurement of energy expenditure is difficult to perform in daily living. Direct and indirect calorimetry are reliable methods, but they cannot be executed in daily context. Instead, smart watches or other wearable devices would be practical to use for this purpose, but their estimates have turned out to be rather inaccurate in research so far. This thesis proposes a new potential method for consumer devices. The method uses machine learning algorithm, predictive variables (age, gender, height, weight), heat flux, and heart rate. The purpose of the study was to find out, if resting energy expenditure estimates derived from beforementioned method differed from indirect calorimetry that is considered "golden standard" in field circumstances. In addition, the aim was to investigate, which variables should be combined in order to get the most accurate resting energy expenditure predictions and does body composition affect the precision of estimates in the new method.

In order to compare the results of two methods, subjects' (n = 58) respiratory gases, heart rate and heat flux were measured simultaneously. Energy expenditure was calculated with Weir (1949) equation in method 1 and with trained algorithm in method 2. The data was collected in three measurement points that differed by body composition objectives. These objectives were based on fitness athletes' preparation and recovery for fitness and body building Finnish championships. The competing fitness athletes (n = 27) shaped their body composition for the competition. The control group (n = 31) was also doing fitness related strength training, but they were not going to compete or decrease body fat.

The results showed that resting energy expenditure estimates of method 2 were not statistically different from indirect calorimetry. Heat flux and energy expenditure were positively correlated, whereas resting heart rate and energy expenditure did not correlate. The configuration combining predictive variables and heat flux gave the smallest average resting energy expenditure error (6.73%). The precision of method 2 estimates did not differ between competition and control groups. Instead, there was a statistical difference ( $p < 0.05$ ) between genders, as the errors of estimates were larger in females.

All in all, method 2 gave promising evidence of the usability of heat flux and machine learning in resting energy expenditure estimation. In general, the average error of ~7% is much lower than errors of consumer devices previously documented in research. Moreover, further research should focus on testing method 2 in different environments and populations.

Key words: energy expenditure, heat flux, machine learning, body composition

## KÄYTETYT LYHENTEET

ATP	adenosinetriphosphate, adensiinitrifosfaatti
BMI	body mass index, kehon massaindeksi
BMR	basal metabolic rate, perusaineenvaihdunta
EE	energy expenditure, energiankulutus
FFM	fat free mass, rasvaton massa
HF	heat flux, lämpövirtaus
MAPE	mean absolute percentage error, keskimääräinen absoluuttinen prosenttivirhe
PCM	Personal Calorie Monitor
REE	resting energy expenditure, lepoenergiankulutus
RER	respiratory exchange ratio, hengitysosamäärä
RMR	resting metabolic rate, lepoaineenvaihdunta
SWA	SenseWear Armband

# SISÄLLYS

## TIIVISTELMÄ

1	JOHDANTO .....	1
2	ENERGIA- JA LÄMPÖTASAPAINON SÄÄTELY .....	3
2.1	Energiamuotojen muutokset aineenvaihdunnassa.....	3
2.2	Energiankulutuksen yhteys lämmöntuottoon.....	4
2.3	Lämmönsäätely .....	5
2.3.1	Lämpöä tuottavat toiminnot .....	5
2.3.2	Lämpöä poistavat toiminnot.....	5
3	ENERGIANKULUTUKSEN MÄÄRITTÄMINEN .....	8
3.1	Suora kalorimetria .....	8
3.2	Epäsuora kalorimetria.....	8
3.3	Laskennalliset mallit.....	10
3.4	Koneoppiminen laskennallisten mallien kehittämisessä .....	13
4	LÄMPÖVIRTAUS .....	15
4.1	Lämpövirtausmittauksen periaatteet.....	15
4.2	Lämpövirtauksen hyödyntäminen energiankulutuksen arvioinnissa .....	16
5	KEHONKOOSTUMUKSEN VAIKUTUKSET ENERGIA- JA LÄMPÖTASAPAINON SÄÄTELYYN .....	19
5.1	Kehonkoostumuksen yhteys lepoenergiankulutukseen.....	19
5.2	Rasvakudoksen merkitys lämpötasapainon ylläpidossa .....	21
5.3	Kehonkoostumuksen yhteys energiankulutuksen arviointitarkkuuteen .....	
	lämpövirtausta hyödyntävillä menetelmillä.....	24
6	TUTKIMUSONGELMAT JA HYPOTEEESIT .....	27

7 TUTKIMUSMENETELMÄT .....	29
7.1 Tutkimusasetelma.....	29
7.2 Tutkittavat .....	29
7.3 Aineiston keruu .....	33
7.4 Aineiston analysointi .....	35
7.5 Tilastolliset menetelmät.....	36
8 TULOKSET.....	37
8.1 Eri menetelmillä saatujen tulosten vertailu.....	37
8.2 Menetelmän 2 konfiguraatiot.....	38
8.3 Mitattujen muuttujien väliset yhteydet.....	39
8.4 Kehonkoostumuksen yhteys menetelmän 2 arviointitarkkuuteen .....	40
8.4.1 Fitnesskilpailijoiden ja kontrollihenkilöiden tulosten vertailu.....	40
8.4.2 Rasvattoman massan ja lihasmassan yhteys menetelmän 2 .....	
arviointitarkkuuteen .....	41
8.5 Menetelmien 2 ja 3 arviointitarkkuus energiankulutuksen eri tasoilla.....	41
9 POHDINTA.....	44
9.1 Menetelmän 2 toimivuus energiankulutuksen arvioinnissa.....	44
9.2 Kehonkoostumuksen yhteys menetelmän 2 arviointitarkkuuteen .....	45
9.3 Energiankulutuksen mittaamisessa huomioitavia tekijöitä.....	47
9.4 Rajoitukset ja tulevaisuuden tutkimuskohteet .....	49
9.5 Johtopäätökset .....	50
LÄHTEET .....	52

## 1 JOHDANTO

Päivittäisen energiankulutuksen ja -saannin tiedostaminen on olennaista ylläpidettäessä terveellistä elämäntapaa. Energiansaanti on tänä päivänä melko helposti laskettavissa tuoteselosteiden perusteella. Energiankulutuksenkin mittaamiseen on olemassa luotettavaksi todettuja ”kultaisen standardin” menetelmiä: suorassa kalorimetriassa mitataan kehossa syntynyttä lämpöenergiaa ja epäsuorassa kalorimetriassa taas hengityskaasuja eli happea ja hiilidioksidia. Edellä kuvatut menetelmät eivät kuitenkaan sopeudu energiankulutuksen mittaamiseen arkipäiväisissä tilanteissa, sillä suorassa kalorimetriassa henkilö joutuu parhaimmillaankin oleilemaan eristetyssä huoneessa, ja hengityskaasujen vaihtoa mittaava hengityskaasuanalysointilaitteisto taas edellyttää käyttäjäänsä pitämään hengitysmaskia. Nämä eivät myöskään ole helposti saatavilla tavalliselle kuluttajalle, vaan niiden käyttötarkoitukset painottuvat usein tutkimukseen tai huippu-urheiluun. Näin ollen kysyntää olisi menetelmälle, joka on helposti saatavilla, ja jolla voidaan mitata energiankulutusta sekä käytännöllisesti että luotettavasti.

Kuluttajakäytössä on viime vuosina yleistynyt erilaiset aktiivisuusrannekkeet, älykellot ja sykemittarit. Usein nämä antavat arvioita myös energiankulutuksesta. Käytännöllisyydessään nämä ranteeseen kiinnitettävät kevyet laitteet kyllä voittavat edellä mainitut suoran ja epäsuoran kalorimetrian, mutta valitettavasti niiden antamat energiankulutusarvot ovat toistaiseksi osoittautuneet melko epätarkoiksi (Wallen ym. 2016; Shcherbina ym. 2017; Pope ym. 2019). Suositut kuluttajakäyttöiset laitteet perustavat kulutuslaskurinsa tavallisimmin demografisiin (sukupuoli ja ikä) ja antropometriin (pituus ja paino) tietoihin sekä sykkeeseen tai kiihtyvyyssantureihin. Se, miten näitä tietoja tarkalleen hyödynnetään, riippuu valmistajakohtaisista algoritmeista.

Kaikilla edellä mainituilla muuttujilla on omat rajoituksensa. Reaaliajassa mitattavien sykkeen ja kiihtyvyyden yksi merkittävimmistä rajoituksista ilmenee tilanteessa, jossa energiankulutusta halutaan mitata levossa. Koska lepotilassa liikettä ei tapahdu, ainakaan kiihtyvyyssantureiden dataa ei voida tässä tapauksessa pitää relevanttina. Sykkeen merkitystä ei voida poissulkea yhtä selkein perustein, mutta ongelmana on, että sykkeen ja energiankulutuksen välillä ei yleensä

ole havaittu yhteyttä levossa, vaikka syke ja energiankulutus korreloivatkin hyvin kuormituksen aikana (ks. esim. Ceesay ym. 1989). Pope ym. (2019) testasivat kuluttajakäyttöisiä ranteeseen kiinnitettäviä laitteita (Apple Watch, Fitbit Surge HR, Microsoft Band ja TomTom Cardio Watch) vertaillen niiden lepoenergiankulutusarvioita epäsuoraan kalorimetriaan, ja havaitsivat, että laitteiden arvioiden virheet olivat jopa 24–83 %. Lisäksi vain yhden laitteen ja epäsuoran kalorimetrian korrelaatio ( $r = 0,57$ ) oli levossa merkitsevä ( $p < 0,01$ ), kun taas muiden korrelaatiokertoimet asettuivat välille 0,02–0,21 ( $p > 0,05$ ). Täten vaikuttaa siltä, että lepoenergiankulutuksen tarkka arvioiminen edellyttäisi vielä teknologian tai algoritmien kehittymistä.

Arvioiden parantamiseksi olisi syytä tutkia ensinnäkin sitä, mitä muuttujia algoritmeissa tulisi huomioida. Edellä mainitut sukupuoli, ikä, pituus ja paino voisivat toimia hyvänä lähtökohtana lepoenergiankulutuksen määrittämiselle, mutta niiden lisäksi arvokasta tietoa voisi antaa jokin reaaliajassa mitattava ja energiankulutusprosessiin läheisesti kytkeytyvä muuttuja. Lämpövirtaus voisi olla tähän potentiaalinen vaihtoehto. Lämpövirtaus on dynaamista lämpöenergiaa, jota voidaan mitata kehosta poistuvana lämpönä. Käytännössä lämpövirtausmittaus siis soveltaa suoran kalorimetrian periaatteita. Lämpöenergian yhteys energiankulutukseen perustuu siihen, että energiamuotojen muutosten hyötysuhde ei ikinä ole 100 %, jolloin kaikissa aineenvaihdunnallisissa toiminnoissa osa energiasta vapautuu lämpönä (King & Farner 1961). Näin ollen kehon pinnalta mitattu lämpövirtaus voisi toimia yhtenä informatiivisena muuttujana energiankulutuksen arvioinnissa.

Tässä tutkielmassa perehdytään lepoenergiankulutukseen ja sen arvioimiseen käyttäen eri menetelmiä. Referenssimenetelmänä toimii epäsuora kalorimetria (menetelmä 1) ja uutena vaihtoehtoisena menetelmänä laskennallinen koneoppimista ja valikoituja muuttujia hyödyntävä algoritmi (menetelmä 2), joka soveltuisi energiankulutuksen arviointiin kuluttajakäytössä. Menetelmässä 2 käytetään koneoppivasti koulutettua mallia, johon syötetään henkilön esitiedot (ikä, sukupuoli, pituus ja paino) sekä mitattu lämpövirtaus ja syke. Tutkimuksessa selvitetään, poikkeavatko menetelmällä 2 saadut lepoenergiankulutusarviot hengityskaasujen perusteella määritetystä kulutuksesta. Lisäksi menetelmän 2 osalta tutkitaan, mitä muuttujia yhdistelemällä energiankulutuksesta saataisiin lepotilassa mahdollisimman tarkka arvio. Viimeisenä tutkimusaiheena katsotaan, onko kehonkoostumuksella yhteyttä menetelmän 2 arviointitarkkuuteen.



## 2 ENERGIA- JA LÄMPÖTASAPAINON SÄÄTELY

Energiaa ei voida määritellä konkreettisilla termeillä kuten koko tai massa, vaan energialla tarkoitetaan dynaamisen tilan suhteellista muutosta (McArdle ym. 2015, 118). Energian yksikkönä voidaan käyttää jouleja tai kaloreita. Kun puhutaan ruuan sisältämästä tai liikkussa kulutetusta energiamäärästä, ilmaistaan sen suuruus tavallisesti kilokaloreina. Yksi kalori on määritelty energiamääräksi, joka tarvitaan nostamaan 1 g veden lämpötilaa yhdellä celsiusasteella (Guyton & Hall 2006, 885). Ihmiset saavat energiaa ravinnosta. Ravinnon sisältämä energia muutetaan solujen käyttöön sopivaan muotoon adenosiinitrifosfaatiksi (ATP), joka toimii energianlähteenä biologisissa toiminnoissa. ATP on energiarikas yhdiste, jonka synteesi sisältää monta eri vaihetta pöörävintoaineiden hapetuksesta oksidatiiviseen fosforylaatioon.

### 2.1 Energiamuotojen muutokset aineenvaihdunnassa

ATP muodostuu adeniinista, riboosista ja kolmesta fosfaatista. Fosfaattimolekyylien väliset sidokset sisältävät paljon energiaa. Kun yksi fosfaatti irtoaa ATP-molekyylistä, syntyy inorgaaninen fosfaatti ja adenosiidifosfaattimolekyyli (ADP). Tämä reaktio on eksergoninen, eli siinä vapautuu energiaa. ATP:n väheneminen ja ADP:n sekä inorgaanisen fosfaatin lisääntyminen aktivoivat soluhengitystä, jotta ATP:n synteesi ja ATP:n kulutus saataisiin jälleen tasapainoon. (McArdle ym. 2015, 134–136.) Lukuun ottamatta äkkinäisiä lihastyötehon muutoksia, ATP:n konsentraatio pysyy normaalisti lihaksessa lähes vakiona, mikä kertoo siitä, että synteesin taso pyrkii vastaamaan käyttöä (Wilson 1994). ATP:ta voidaan tuottaa kreatiinifosfaatista, glukosista, vapaista rasvahapoista ja joistakin aminohappojen hiilirungoista (McArdle ym. 2015, 141).

Energian säilymislain mukaan energiaa ei voi hävitä, vaan se muuttaa muotoaan (McArdle ym. 2015, 118). Jos tarkasteltavana määränä olisi yksi mooli ATP:ta, molempien fosfaattisidosten purkamisessa vapautuisi energiaa jopa 12 000 kaloria (= 12 kcal) (Guyton & Hall 2006, 830). Sidoksesta vapautuva energiamäärä riittää toimeenpanemaan lähes minkä tahansa kemiallisen

reaktion elimistössä, ja reaktioissa ylijäänyt energia vapautuu lämpöenergiana. ATP:ta käytetään muun muassa hormonien ja monien muiden aineiden synteesissä, aineiden aktiivisessa kuljetuksessa ja lihassupistuksessa. (Guyton & Hall 2006, 881–882.)

## 2.2 Energiankulutuksen yhteys lämmöntuottoon

Kehosta vapautuvan lämmön yhteys energiankulutukseen perustuu aineenvaihdunnallisten reaktioiden perusluonteeseen. Aineenvaihdunnassa energiaa muokataan jatkuvasti tilanteeseen sopivaan muotoon. Energiamuotojen muutosten hyötysuhde ei ikinä ole 100 %, ja siksi kaikkien aineenvaihdunnallisten toimintojen välttämätön seuraus on lämmön vapautuminen (King & Farner 1961). Kingin ja Farnerin (1961) mukaan eliölle, jonka fyysinen tila (esimerkiksi lämpötila tai massa) ei muutu, pätee seuraava kaava:

$$H = Q + W$$

jossa

H = aineenvaihdunnan kuluttama energia; energiankulutus tietyssä aikana,

Q = eliöstä vapautunut lämpö tietyssä aikana,

W = työn määrä, jonka eliö on tuottanut ympäristöönsä.

Liikunnan aikana osa energiasta muuttuu kehon ulkoiseksi työksi (Kenny ym. 2017). Levossa kehon ulkoista työtä ei kuitenkaan tehdä, jolloin  $W = 0$ . Kaavasta voidaan osoittaa, että kaikki kulutettu kemiallinen energia vapautuu lämpöenergiana, jos ulkoista työtä ei tehdä. Tällöin energiankulutus on yhtä suuri kuin kehosta vapautunut lämpöenergia:

$$H = Q$$

Näin ollen aineenvaihdunnan energiankulutusta voidaan tarkastella mittaamalla kehosta vapautuva lämpöenergia. Aineenvaihdunnalla tarkoitetaan yksinkertaisesti kaikkia elimistön kemiallisia reaktioita, jotka ylläpitävät kehon normaaleja toimintoja ja olosuhteita.

## **2.3 Lämmönsäätely**

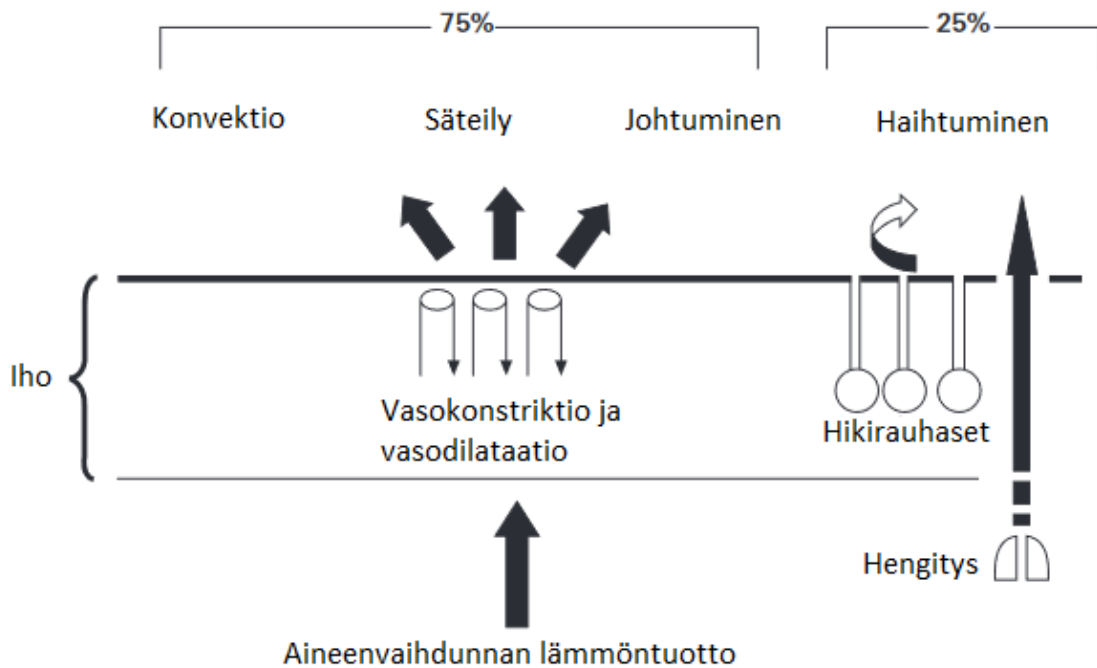
On olemassa lukuisia autonomisia mekanismeja, joilla keho reagoi sisäisiin ja ulkoisiin olosuhteiden muutoksiin. Energia-aineenvaihdunta ja lämmönsäätely ovat esimerkkejä järjestelmistä, joiden täytyy jatkuvasti mukautua vaihteleviin tarpeisiin. Elimistön sisäinen tasapaino on tärkeää säilyttää, jotta keho voi toimia normaalisti.

### **2.3.1 Lämpöä tuottavat toiminnot**

Ihmisen ydinlämpötila on normaalisti noin 37 celsiusastetta. Lämpötilaan vaikuttavat lämpöä poistavat tekijät sekä lämpöä tuottavat tekijät. Lämpöä tuottavia tekijöitä ovat muun muassa perusaineenvaihdunta, fyysinen aktiivisuus, ruuansulatus, ja ympäristö. Kehon lämpötila nousee, kun lämpöä tuottavat tekijät toimivat tehokkaammin kuin lämpöä poistavat mekanismit (McArdle ym. 2015, 616). Perusaineenvaihdunta (BMR) kuvaa sitä vähimmäistä määrää energiaa, joka kuluu levossa yhden vuorokauden aikana elimistön perustoimintoihin kuten keskushermoston, sydämen, munuaisten ja muiden elinten toimintaan. BMR kattaa noin 55–75 % päivittäisestä energiankulutuksesta (Soares & Müller 2018). Autonomisiin toimintoihin kuluu huomattavan paljon energiaa, mutta fyysinen aktiivisuus lisää edelleen päivittäistä energiankulutusta. Fyysisen aktiivisuuden energiankulutus on keskimäärin 25 % päivittäisestä energiankulutuksesta, mutta se riippuu paljon suoritettujen liikunnan tyyppistä ja määrästä (Guyton & Hall 2006, 885). Mekaaninen hyötysuhde on perusliikuntamuodoissa (kävelyssä, juoksussa ja pyöräilyssä) McArdlen ym. (2015, 208) mukaan 20–30 %. Tämä tarkoittaa sitä, että suoraan mekaaniseen työhön käytetään liikkuaessa vain 20–30 % kaikesta kulutetusta energiasta. Näin ollen aktiivisuuden yhteydessä syntyy paljon lämpöenergiaa.

### **2.3.2 Lämpöä poistavat toiminnot**

Lämpöä poistuu neljällä eri tavalla: säteilemällä, johtumalla, konvektiolla ja haihtumalla (kuva 1). Lämpöneutraalissa ympäristössä haihtumalla poistuu noin 25 % lämmöstä ja muilla tavoilla loput 75 % (Arens & Zhang 2006). Korkeaintensiteettisen liikunnan aikana haihtumalla poistuvan lämmön prosentuaalinen osuus kasvaa merkittävästi.



KUVA 1. Kehon lämmönpoistotavat (Arens & Zhang 2006).

*Konvektio.* Konvektiossa iholta siirtyy lämpöä ympäröivään ilmaan (Martini ym. 2017, 1014). Konvektiolla tapahtuvan lämmönpoiston tehokkuus riippuu siitä, kuinka nopeasti kehoon kosketuksessa oleva ilma siirtyy eteenpäin lämmentyään (McArdle ym. 2015, 619). Ilmavirtaus lisää lämmön poistamista iholta vähentämällä kehoa ympäröivän lämpimän ilmakerroksen paksuutta (Arens & Zhang 2006). Lämpöenergiaa poistuu tehokkaasti konvektiolla esimerkiksi tuulisella kelillä tai juostessa, kun ilmavirtaus siirtää kehoa ympäröivän lämmenneen ilman nopeasti eteenpäin. Sisätiloissa konvektiolla poistuu noin 15 % kaikesta poistuvasta lämmöstä (Martini ym. 2017, 1014).

*Säteily.* Säteilevä lämpöenergia ei vaadi kappaleiden välistä kontaktia, vaan lämpöenergia siirtyy ilmassa lämpimämmästä kappaleesta viileämpään ympäristöön. Koska ihmiskeho on usein lämpimämpi kuin ympäristö, virtaa säteilevä lämpöenergia kohti viileämpiä esineitä ja niiden lämpötila nousee. (McArdle ym. 2015, 619.) Sisätiloissa yli 50 % lämmöstä poistuu säteilemällä (Martini ym. 2017, 1014).

*Johtuminen.* Johtumisessa energiaa siirtyy fyysisen kontaktin kautta. Johtuminen ei yleensä ole kovin tehokas lämmönpoistotapa. Johtumalla poistuvan lämmön määrä riippuu ihoon kosketuksessa olevan kappaleen lämpötilasta ja siitä ihon pinta-alasta, joka on kosketuksessa kappaleeseen. Johtumalla poistuvan lämmön määrä on usein vähäinen, koska esimerkiksi seisoessa jalkapohjat ovat ainoa ruumiinosa, jolla on fyysinen kontakti ympäristöön. (Martini ym. 2017, 1014.)

*Haihtuminen.* Lämmön haihtumista tapahtuu iholta, hikirauhasista ja hengitysteiden kautta. Haihtuminen perustuu veden höyrystymisreaktioon, johon kuluu energiaa noin 0,58 kcal yhtä haihtuvaa vesigrammaa kohden (Martini ym. 2017, 1014). Jos ympäröivä ilma on kuivaa, haihtuminen on tehokasta ja hiki pääsee haihtumaan suoraan hikirauhasista ilman, että sitä edes päätyy iholle (Arens & Zhang 2006). Tällöin hikoilua ei välttämättä edes huomata. Kun keho lämpiää huomattavasti esimerkiksi liikunnan aikana, hikeä erittyy ihon pinnalle. Tässä tapauksessa hiki haihtuu lämpimältä iholta, mikä viilentää ihon pintaa.

### **3 ENERGIANKULUTUKSEN MÄÄRITTÄMINEN**

Energiankulutuksen (EE) mittaamiseen on olemassa jo joitakin luotettavaksi todettuja ”kultaisia standardimenetelmiä”. Menetelmää, jossa energiankulutus määritetään lämmöntuoton perusteella, kutsutaan suoraksi kalorimetriaksi. Epäsuorassa kalorimetriassa energiankulutus sen sijaan lasketaan mitattujen hengityskaasujen eli hapen ja hiilidioksidin perusteella. Arjessa energiankulutusta arvioidaan näiden luotettavien menetelmien sijasta mitä useammin kannettavilla kuluttajakäyttöisillä laitteilla. Tutkimuksissa niiden antamat arviot ovat kuitenkin osoittautuneet epätarkoiksi (Fuller ym. 2020). Laitteet käyttävät arvioissaan laskennallisia malleja, joissa hyödynnetään henkilön demografisia ja antropometrisia tietoja sekä erilaisilla sensoreilla kerättyä dataa.

#### **3.1 Suora kalorimetria**

Suoralla kalorimetrialla voidaan mitata ATP-molekyylien rikkoutuessa vapautuvaa lämpöenergiaa, jonka lämmönsäätelyjärjestelmä poistaa kehosta ympäristöön. Kehosta vapautuva lämpöenergia kuvastaa sitä energiamäärää, joka vapautuu aineenvaihdunnallisissa reaktioissa, mutta jota ei käytetä kehon ulkoiseen työhön (King & Farner 1961). Perinteisen mallin suorassa kalorimetriassa henkilö asettuu suljettuun kammioon, joka on eristetty niin, että kammion seinämistä ei pääse vuotamaan lämpöenergiaa. Henkilön kehon tuottama lämpö lämmittää kammion ilmaa, joka johdetaan putkien kautta kylmään vesialtaaseen. Altaan veden lämpötilan nousu on verrannollinen henkilön kehosta vapautuneen lämmön määrään. Yksi kalori on määritelty energiamääräksi, joka tarvitaan nostamaan 1 g veden lämpötilaa yhdellä celsiusasteella. Suorassa kammiokalorimetriassa henkilön energiankulutusta kaloreina voidaan siis tarkkailla seuraamalla altaassa olevan veden lämpötilaa. (Kenny ym. 2017.)

#### **3.2 Epäsuora kalorimetria**

Suora ja epäsuora kalorimetria keskittyvät eri toimintojen mittaamiseen. Kun suora kalorimetria mittaa ATP-molekyylien rikkoutuessa vapautuvaa lämpöenergian määrää, epäsuora kalorimetria taas mittaa energiavarastojen palautumista eli kehossa tuotetun ATP-energian määrää

(Arens & Zhang 2006). Tavallisesti epäsuoralla kalorimetrialla määritettyä energiantuottoa kutsutaan energiankulutukseksi, vaikka varsinaista kulutusta ei epäsuoralla kalorimetrialla mitatakaan (Ferrannini 1988). Energiavarastojen palautumisesta voidaan kuitenkin tehdä suoria johtopäätöksiä kulutetusta energiasta.

Epäsuoran kalorimetrian laitteistona käytetään hengityskaasuanalysointilaitetta. Hengityskaasuanalysointilaitteella mitataan ja analysoidaan ilman virtausta ja hengityskaasujen eli hapen ja hiilidioksidin pitoisuuksia sisään- ja uloshengitetyssä ilmassa (Kenny ym. 2017). Ilmavirtauksesta voidaan laskea ventilaatio eli keuhkotuuletus, ja ventilaatiosta ja hengityskaasujen pitoisuuksista voidaan laskea hapenkulutus sekä hiilidioksidin tuotto. Oletetusti hapenkulutus on suoraan verrannollinen siihen määrään, kuinka paljon ADP:sta on muodostettu ATP:ta (Sazonov & Neuman 2014, 133). Tämä oletus mahdollistaa energiantuoton arvioinnin hengityskaasuja mittaamalla.

Hengitysosamäärällä (RER) tarkoitetaan hiilidioksidin tuoton ja hapenkulutuksen suhdetta. Tämän arvon perusteella voidaan tehdä päätelmiä siitä, mitä ravintoaineita aineenvaihdunnassa hapetetaan. Glukoosia hapettaessa happea kuluu yhtä paljon kuin hiilidioksidia tuotetaan eli hengitysosamäärä on 1,00. Rasvojen hapetuksessa RER on vastaavasti 0,70 ja proteiinien 0,80. (Ferrannini 1988.) Lepotilassa energiaa tuotetaan pääosin rasvoja hapettamalla, mutta pienissä määrin energiaa saatetaan tuottaa myös glukoosista. Proteiineja ei käytetä energiantuottoon kuin poikkeustapauksissa kuten aliravitsemustilassa. Kun lepotilassa RER on välillä 0,70–1,00, tapahtuu energiantuotto jossain määrin sekä rasvoista että glukoosista. Energiankulutus voidaan laskea hengitysmuuttujista esimerkiksi Weirin (1949) kaavalla:

$$EE \text{ (kcal / min)} = [(1,1 \times RER) + 3,9] \times VO_2$$

Jos tarkoituksena on mitata perusaineenvaihduntaa, täytyy ennen mittausta noudattaa tiettyjä toimenpiteitä mittauksen luotettavuuden takaamiseksi. Perusaineenvaihdunnan mittaus tulisi suorittaa hyvin nukutun yön ja vähintään 12 tunnin paaston jälkeen normaaleissa lämpöolosuhteissa (Guyton & Hall 2006, 886). Mittauksen aikana henkilön tulisi olla rentoutunut ja saavut-

taa steady-state -tila. Jos BMR-mittauksen tarkat kriteerit eivät täyty, voidaan puhua lepoaineenvaihdunnan (RMR) mittauksesta. Lepoaineenvaihdunnalla tarkoitetaan käytännössä samaa asiaa kuin perusaineenvaihdunnalla eli sitä energiamäärää, joka kuluu levossa henkilön kehon perustoimintojen ylläpitoon. Tavallisesti lepoaineenvaihdunta ilmaistaan yhden vuorokauden energiankulutuksena. Vuorokauden kestävä mittausta ei kuitenkaan tarvitse tehdä lepoaineenvaihdunnan määrittämisessä, vaan riittää, että saadaan tallennettua mittausjakso, jonka aikana henkilö saavuttaa steady-state -tilan. Compherin ym. (2006) mukaan: 1) mittauksen alkua ei voida pitää luotettavana steady-state -jaksona, vaan lähtökohtaisesti ainakin ensimmäiset viisi minuuttia tulisi hylätä, ja 2) steady-staten saavuttamisesta kertoo se, että hapenkulutuksen ja hiilidioksidin tuoton variaatiokertoimet ovat  $\leq 10\%$ . Steady-staten energiankulutuksen (kcal/min) perusteella voidaan ekstrapoloida lepoaineenvaihdunta (kcal/pv). Mittauksen luotettavuuteen vaikuttaa myös se, saadanko kaikki hengityskaasut kerättyä, vai onko osa niistä päässyt vuotamaan ulos. Nykyään lepoaineenvaihdunnan mittauksessa käytetään useimmiten hengityskupua, kun taas liikuntasuorituksissa hengitysmaski on käytännöllisin valinta. Segalin ym. (1987) tutkimuksen perusteella hengitysmaskin ja hengityskuvun tulokset eivät eroa merkittävästi toisistaan.

### 3.3 Laskennalliset mallit

Edellä kuvatut menetelmät eivät kattavan laitteistonsa vuoksi sopeudu energiankulutuksen mittaamiseen arkipäiväisissä tilanteissa. Näin ollen kysyntää olisi menetelmälle, joka on käytännöllinen, helposti saatavilla ja toimii luotettavasti. Kuluttajakäytössä on viime vuosina yleistynyt erilaiset aktiivisuusrannekkeet, älykellot ja sykemittarit, joista monet antavat arvioita myös energiankulutuksesta. Nämä laitteet perustavat kulutuslaskelmansa tavallisimmin demografiin (sukupuoli ja ikä) ja antropometriin (pituus ja paino) tietoihin sekä kiihtyvyyssanturin tai fysiologisten sensoreiden dataan. Sensoreilla on mitattu muun muassa sykettä, sykevälivaihtelua, hengitysfrekvenssiä, lämpövirtausta, galvaanista ihovastetta ja ihon lämpötilaa (Álvarez-García ym. 2020). Se, miten näitä tietoja tarkalleen hyödynnetään, riippuu valmistajakohtaisista algoritmeista.



Kiihtyvyyssanturi on kaikista yleisin laitteiden sisältämä komponentti. Sen datan käytettävyyteen vaikuttaa kuitenkin sijoituspaikka. Ranne on tavallisin paikka kannettavalle laitteelle, ja se toimiikin aktiivisuuden tunnistamiseen hyvin silloin, kun käden liike on samankaltainen kuin koko vartalon liike (esimerkiksi kävelyssä). Aktiivisuuden tulkinnan haasteita esiintyy kuitenkin esimerkiksi pyöräilyssä tai kuntosaliharjoittelussa, joissa kuormitusintensiteetti määräytyy liikkeen lisäksi vastuksen mukaan. Näissä tilanteissa tukea voisi saada sykesignaalista, joka onkin seuraavaksi käytetyin muuttuja. Sen hyödyllisyys on monesti todettu korkean intensiteetin aktiivisuudessa, jossa syke korreloi hapenkulutuksen kanssa. Sykesignaalin heikkoutena on, että siihen voivat helposti vaikuttaa myös psyykkiset tekijät kuten jännitys. (Álvarez-García ym. 2020.)

Laitteiden energiankulutuslaskelmiin käytetään tavallisimmin valmistajakohtaisia regressiokaavoja, jotka on muodostettu ja kehitetty jollakin tietyllä protokollalla kerätyn datan perusteella. Lisäksi niiden kehittämisessä voidaan käyttää fysiologiaan perustuvat oletuksia ja havaintoja kuten edellä mainittu sykkeen ja hapenkulutuksen korrelaatio kuormituksessa. Monet laitteet käyttävät malleissaan aktiviteettien jaottelua, jossa erotellaan paikallaolo ja eri aktiivisuustyyppit. (Altini ym. 2014.) Nämä onkin olennaista erotella, sillä aktiivisuuden EE-arvioissa käytettävää regressiokaavaa tai edes samoja muuttujia ei välttämättä ole mielekästä käyttää levossa. Esimerkiksi kiihtyvyyssanturin data osoittautuu levossa luonnollisesti turhaksi, ja myöskään sykkeen ja energiankulutuksen välillä ei yleensä ole havaittu yhteyttä levossa (ks. esim. Ceesay ym. 1989). Näin ollen lepoenergiankulutuksen (REE) määrittämiseen täytyisi käyttää muita muuttujia tai muita keinoja.

Bassetin ym. (2012) kuvailemassa ratkaisussa käytettiin niin sanottua ”flex-metodia”. Metodissa määritetään flex-syke, joka on henkilön istumisen, seisomisen ja kevyen kuormituksen sykkeistä laskettu keskisyke. Kun syke oli yli flex-sykkeen, kulutuksen arviointiin käytettiin lineaarista syke-EE-suhdetta. Jos henkilön syke laski alle flex-sykkeen, energiankulutukseksi määritettiin 1 MET. (Basset ym. 2012.) 1 MET vastaa rauhassa istumisen hapenkulutusta 3,5 ml/kg/min tai toisin ilmaistuna EE-tasoa 1 kcal/kg/h (Álvarez-García ym. 2020). MET-arvoja käytettäessä EE lasketaan siis henkilön painon perusteella. Altinin ym. (2014) ratkaisussa paikallaolon EE-arvioon käytettiin staattista EE-arvoa, joka perustui henkilön lepoaineenvaihdun-

taan. Tässä tavassa RMR johdettiin Harris-Benedictin (1918) kaavalla lasketusta perusaineenvaihdunnasta. Harris-Benedictin kaava on kehitetty regressioanalyysillä pääosin normaalipainoisilta valkoisilta miehiltä (n = 136) sekä naisilta (n = 103) vuosina 1907–1917 kerätystä datasta (Harris-Benedict 1918). Kaava perustaa perusaineenvaihdunnan painoon kilogrammoina (W), pituuteen senttimetreinä (S) ja ikään vuosina (A) seuraavasti:

miehet  $\text{BMR (kcal/päivä)} = 66,4730 + 13,7516 \times W + 5,0033 \times S - 6,7750 \times A$

naiset  $\text{BMR (kcal/päivä)} = 665,0955 + 9,5634 \times W + 1,8496 \times S - 4,6756 \times A$

Koska Altini ym. (2014) halusivat laskelmissaan käyttää BMR-arvon sijaan nimenomaan RMR-arvoa, he lisäsivät kaavalla laskettuun BMR-arvoon 15 % perustellen menettelyään sillä, että BMR on tyypillisesti 10–20 % matalampi kuin RMR. Tämä toimintamalli on ongelmallinen ainakin kolmesta syystä. Ensinnäkin saman RMR-arvon käyttö kaiken paikallaolon (sisältäen sekä levon, istumisen että seisomisen) EE-arviointiin aiheuttaa väkisinkin virhettä, sillä edellä kuvattujen asentojen ylläpitämiseen vaadittu energiamäärä ei ole yhtä suuri. Toiseksi Harris-Benedictin kaavan toimivuudesta on olemassa kahdensuuntaista näyttöä: De Lorenzon ym. (1999) tutkimuksessa kaavalla saadut BMR-arviot eivät eronneet merkittävästi epäsuorasta kalorimetriasta, mutta esimerkiksi Casen ym. (1997) tutkimuksessa ne erosivat. Lopuksi Frankfield ym. (2005) ovat esittäneet, että vaikka usein kirjallisuudessa Harris-Benedictin kaavan kerrotaan ilmoittavan perusaineenvaihdunta, todellisuudessa mittaukset tehtiin RMR- mutta ei BMR-olosuhteissa. Jos tämä pitää paikkansa, Altinin ym. (2014) suorittama RMR:n johtaminen Harris-Benedictin kaavalla saadusta BMR:stä lisäämällä siihen 15 % ei vaikuta perustellulta, vaan voisi jopa johtaa suurempaan virheeseen.

Joka tapauksessa edellä kuvatuista REE-arviointimenetelmistä voidaan todeta, että ne eivät pyri mittaamaan kulutusta mahdollisimman tarkasti, vaan tyytyvät melko karkeisiin yleistyksiin. Erona aktiivisuuden EE-arviointiin levossa ei myöskään usein kerätä raakadataa, joka voisi esitietojen (ikä, sukupuoli, pituus ja paino) ohella antaa arvokasta reaaliaikaista tietoa. Näin ollen ei ole yllättävää, että kaupallisten laitteiden REE-arviot ovat osoittautuneet melko epätarkoiksi. Kun Pope ym. (2019) vertasivat kuluttajakäyttöisten laitteiden (Apple Watch, Fitbit Surge HR,

Microsoft Band ja TomTom Cardio Watch) REE-arvioita epäsuoran kalorimetrian tuloksiin, he havaitsivat, että arvioiden virheet olivat jopa 24–83 %. Arvioiden parantamiseksi olisi syytä tutkia ensinnäkin sitä, mitä muuttujia algoritmeissa kannattaisi huomioida. Edellä mainitut sukupuoli, ikä, pituus ja paino voisivat toimia hyvänä lähtökohtana REE-määrittämiselle, mutta niiden lisäksi arvokasta tietoa voisi antaa jokin reaaliajassa mitattava ja energiankulutusprosessiin läheisesti kytkeytyvä muuttuja. Lämpövirtaus voisi olla tähän potentiaalinen vaihtoehto. Lämpövirtaus on dynaamista lämpöenergiaa, jota voidaan mitata kehosta poistuvana lämpönä. Käytännössä lämpövirtausmittaus siis soveltaa suoran kalorimetrian periaatteita. Lämpövirtaus ja sen mittaaminen esitellään laajamittaisesti kappaleessa 4.

### **3.4 Koneoppiminen laskennallisten mallien kehittämisessä**

Seuraavaksi arvioiden parantamiseksi olisi järkevää selvittää, miten haluttuja muuttujia pitäisi hyödyntää, eli kehittää algoritmi, jolla saataisiin valikoiduista muuttujista johdettua mahdollisimman tarkkoja arvioita. Laskentakaavojen muodostamiseen on käytetty aikaisemmin lineaarisia regressiomalleja mutta myöhemmin myös muita tavanomaisia koneoppivia tekniikoita kuten keinovalkoisia neuroverkkoja (ANN) ja päätospuita (decision trees) (Zhu ym. 2015). Koneoppimisen hyödyntäminen algoritmien kehittämisessä perustuu siihen, että mallit pyrkivät havaitsemaan systemaattisuuksia ja oppivat sääntöjä, joiden mukaan kerätyt signaalit muutetaan energiankulutukseksi. Mallin harjoittamisessa käytetään dataa, jossa on samanaikaisesti mitattu raakasignaaleja sekä energiankulutusta luotettavalla menetelmällä. Kehittämisprosessissa tulisi mieluusti käyttää suuria ja vaihtelevia tutkittavien ryhmiä. (Basset ym. 2012.) Ideaalitulanteessa mallin koulutus tehtäisiin erillisessä tutkimusasetelmassa, ja valmiin mallin tarkkuutta testattaisiin toisessa asetelmassa. Tutkimuksissa on kuitenkin tavallisesti päädytty suorittamaan nämä molemmat vaiheet samassa yhteydessä. Tämä on mahdollista esimerkiksi siten, että yhden tutkittavan dataa käytetään mallin testaamiseen, ja muiden dataa sen kouluttamiseen. Tätä kutsutaan ”leave-one-out”-ristiinvalidoinniksi. Kun sama menettely on toistettu jokaisella tutkittavalla, kaikkien iteraatioiden virhe on se, mikä lopulta raportoidaan. Virheenä on käytetty muun muassa kaikkien tutkittavien ennusteista laskettavaa keskimääräistä absoluuttista prosenttivistä virhettä (MAPE, mean absolute percentage error). (Álvarez-García ym. 2020.)

Koneoppimisen hyödyntämistä kaupallisten laitteiden arvioiden parantamisessa on testattu jo ainakin Álvarez-Garcían ym. (2020) ja O’Driscollin ym. (2020) tutkimuksissa. Näissä tutkimuksissa kaupallisilla laitteilla kerättyyn dataan on käytetty koneoppivia tekniikoita ja katsottu, saadaanko uusilla malleilla tarkempia arvioita kuin laitevalmistajien omilla algoritmeilla. Álvarez-Garcían ym. (2020) tutkimuksessa kaikki arviot tarkentuivat koneoppimisen myötä. Myös O’Driscollin (2020) tutkimuksessa saatiin merkitsevästi pienempiä virheitä koneoppivilla malleilla verrattuna alkuperäisellä laitteella (SWA, SenseWear Armband) saatuihin estimaatteihin, mutta tämä ei pätenyt ihan kaikissa olosuhteissa. Tämän tutkielman kannalta mielenkiintoista O’Driscollin ym. (2020) tutkimuksessa on se, että olkavarteen kiinnitettävä SWA mittaa kiihtyvyyden lisäksi lämpömuuttujia (lämpötilaa, galvaanista ihovastetta ja lämpövirtausta), eli myös niitä oli mahdollista käyttää tutkimuksen koneoppivissa malleissa. Valitettavasti näistä muuttujista lämpövirtaus oli kuitenkin jostain syystä jätetty tarkastelun ulkopuolelle, eli sitä ei käytetty testatuissa malleissa.

O’Driscoll ym. (2020) kokeilivat malleista muutamia eri versioita. SWRF1-malli sisälsi seuraavat muuttujat: esitiedot, kiihtyvyys, askeleet, ”near body” -lämpötila, ihon lämpötila ja galvaaninen ihovaste. SWRF2 sisälsi kaikki edellä mainitut ja lisäksi sykkeen. SWRF3 sisälsi kaikki SWRF1 ja SWRF2 muuttujat, mutta niiden lisäksi vielä rasvamassan ja rasvattoman massan määrät. Tutkimusprotokolla sisälsi levon (istuen) lisäksi monia intensiteetiltään eroavia aktiviteetteja, ja mallien toimivuutta tarkasteltiin kokonaisenergiankulutuksen lisäksi myös erikseen näissä kaikissa aktiivisuustyypeissä. Kokonaisenergiankulutuksen osalta koneoppivien mallien virheet olivat pienemmät kuin alkuperäisen SWA-laitteen (SWA:n virhe 33,6 %; SWRF1 23,6 %; SWRF2 18,8 % ja SWRF3 19,4 %). Huomionarvoista on kuitenkin se, että levossa tilanne itseasiassa kääntyi toisin päin, kun SWA-laite toimi tarkemmin kuin mikään koneoppimista hyödyntävä malli (SWA:n virhe 15,0 %; SWRF1 22,2 %; SWRF2 17,0 % ja SWRF3 17,6 %). Näin ollen voisi päätellä, että levossa SWA-valmistajan omat algoritmit ovat toimivampia kuin tutkimuksessa kehitetyt koneoppivat mallit. Tässä kohtaa on hyvä muistaa, että SWA ja koneoppivat mallit erosivat dataaltaan siinä, että lämpövirtaus oli mukana SWA-laitteen EE-arviossa mutta ei koneoppivissa malleissa. Tulosta voisi siis periaatteessa tulkita siitä näkökulmasta, että levossa lämpövirtaussignaalilla saattaisi tosiaankin olla painoarvoa.

## 4 LÄMPÖVIRTAUS

Lämpövirtaus on dynaamista lämpöenergiaa, jota voidaan mitata kehosta poistuvana lämpönä. Lämpövirtaustekniikan hyödyntäminen EE-arvioinnissa perustuu samoihin periaatteisiin kuin suoran kammiokalorimetrin, mutta erotuksena on, että kehosta poistuvaa lämpöä ei mitata väliaineen eli veden lämpiämisen perusteella vaan suoraan kehon pinnalta. Jos mitattu lämpövirtaus korreloi energiankulutuksen kanssa, se voisi toimia yhtenä relevanttina muuttujana EE-arvioinnissa. Lämpövirtausta on hyödynnetty jo joissakin laitteissa (esimerkiksi SWA ja PCM) EE-arviointiin, ja niillä saadut tulokset ovat olleet lupaavia.

### 4.1 Lämpövirtausmittauksen periaatteet

Lämpövirtaukseksi kutsutaan siirtyvää lämpöenergiaa. Lämpövirtauksen aiheuttaa lämpötilaero, joka saa aikaan lämpöenergian virtauksen lämpimästä kohti viileämpää. Lämpövirtauksen mittaamiseen tarvitaan väliaine, jonka läpi lämpö virtaa (GreenTeg 2020). Kun lämpövirtausta mitataan ihon pinnalta, asetetaan ihon pinnalle lämpövirtausanturi (kuva 2, oikealla), joka toimii väliaineena ihon pinnalta poistuvan lämmön ja ympäröivän ilman välillä. Lämpövirtauksen määrää voidaan tarkastella reaaliajassa lämpövirtausmittarilla (kuva 2, vasemmalla), joka on kiinnitetty yhteen tai useampaan lämpövirtausanturiin.



KUVA 2. Lämpövirtausmittari kuvassa vasemmalla ja lämpövirtausanturi oikealla. (Lähde: <https://www.tequipment.net/Hioki/LR8432-20/>; <https://www.greenteg.com/heat-flux-sensor/>. Vierailtu 22.3.2020)

Lämpövirtausmittauksessa anturin läpi kulkeva lämpö synnyttää anturissa jännitteen, jonka voimakkuus on verrannollinen lämpövirtauksen määrään. Lämpövirtausmittari, johon lämpövirtausanturit on kytketty, kokoaa anturien signaalit yhteen ja muuttaa jännitesignaalit lämpövirtaukseksi. Tämä tapahtuu jakamalla mitattu jännite  $V$  (yksikkönä  $\mu V$ ) lämpövirtausanturin herkkyydellä  $S$  (yksikkönä  $\mu V/(W/m^2)$ ) seuraavan kaavan mukaisesti:

$$HF (W/m^2) = V / S$$

Anturin herkkyys riippuu anturissa käytettyjen materiaalien laadusta. (GreenTeg 2020.) Lämpövirtauksen ilmaisu yksikössä  $W/m^2$  ei ole tyypillisesti käytännöllinen ihmisen energiankulutusta mitatessa, mutta se voidaan muuttaa yksikköön  $kcal/hr/m^2$ , joka on käyttötarkoitukseen informatiivisempi.

#### **4.2 Lämpövirtauksen hyödyntäminen energiankulutuksen arvioinnissa**

Lämpövirtauksen mittaaminen on alun perin ollut käytössä lähinnä teollisuuden aloilla, ja vasta myöhemmin se on otettu käyttöön ihmisen energiankulutuksen mittaamisessa. Tästä syystä useimpien markkinoilla olevien lämpövirtausantureiden suunnittelussa ei ole otettu huomioon niitä erityispiirteitä, joita ihmisen iholla on verrattuna elottomaan kappaleeseen. Lähtökohtaisesti tavalliset lämpövirtausanturit eivät esimerkiksi pysty mittaamaan haihtumalla kehosta poistuvaa lämpöä, koska haihtuminen ei onnistu ihoa peittävän anturin läpi. Tämä johtaa poistuvan lämpöenergian aliarviointiin. Haihtuvan lämpöenergian määrästä voidaan tarvittaessa kuitenkin saada tietoa esimerkiksi galvaanisella ihovastesensorilla, joka mittaa hikirauhasten aktiivisuutta.

EE-määritykseen on jo ollut käytössä joitakin kannettavia laitteita, jotka on erityisesti suunniteltu mittaamaan ihmiskehosta poistuvaa lämpöä. Näiden laitteiden muotoilussa on pyritty minimoimaan laitteen lämmönpoistoa häiritsevä vaikutus iholla. Toisin sanoen tavoitteena on, että lämpö pääsee poistumaan kehosta samalla vaivattomuudella niin laitteen kiinnityskohdasta kuin ihoalueelta, jossa lämpövirtauslaitetta ei ole. MetaLogics'in Personal Calorie Monitor (PCM) on yksi esimerkki tällaisesta laitteesta (kuva ). Laitteen malli on ohut ja kapea, mikä helpottaa haihtumista. Lisäksi laite on kannettava, nimittäin sekä lämpövirtausmittari että -an-

turit on sisällytetty olkavarteen kiinnitettävään pantaan. Laite perustaa energiankulutuksen arvionsa pannaan mittaamaan lämpövirtaukseen ja lämpötilaan, kiihtyvyyssanturin dataan sekä laitteeseen syötettäviin esitietoihin. (Sazonov & Neuman 2014, 143.)



KUVA 3. Personal Calorie Monitor (Sazonov & Neuman 2014, 132 & 143).

Lämpövirtausta hyödyntävien laitteiden (PCM ja aikaisemmin esitelty SWA) validiteettia energiankulutuksen arvioinnissa on aiemmin testattu tutkimuksissa (Fruin & Rankin 2004; Jakicic ym. 2004; Papazoglou ym. 2006; Malavolti ym. 2007; Melanson ym. 2009; Drenowatz & Eisenmann 2011; Lyden ym. 2014). Tutkimusasetelmasta riippuen mittauksia on tehty joko lepotilassa tai kuormituksessa. Levossa tehtyjen mittausten EE-arviot ovat pääosin vaikuttaneet luotettavilta. Esimerkiksi Fruinin ja Rankinin (2004) tutkimuksessa SWA:n ja epäsuoran kalorimetrian antamat tulokset korreloivat vahvasti keskenään ( $r = 0,76$ ,  $p < 0,01$ ), ja REE-keskiarvo SWA:lla ( $1,3 \pm 0,1$  kcal/min) ei eronnut epäsuoran kalorimetrian antamasta keskiarvosta ( $1,3 \pm 0,1$  kcal/min). Lisäksi kun SWA:n reliabiliteettia testattiin mittaamalla REE kahtena päivänä, tulokset olivat hyvin linjassa keskenään. Saman suuntaisia tuloksia saatiin Malavoltin ym. (2007) tutkimuksessa, kun epäsuoran kalorimetrian ja SWA:n arviot eivät eronneet merkittävästi toisistaan. Tutkittavien ( $n = 99$ ) keskimääräinen REE epäsuoralla kalorimetrialla määritettynä oli  $1700 \pm 330$  kcal/pv ja SWA:lla  $1540 \pm 280$  kcal/pv. Lisäksi tulosten välinen korrelaatio oli vahva ( $r = 0,86$ ,  $p < 0,001$ ) eikä SWA:lla ollut systemaattisesti taipumusta yli- tai aliarvioida kulutusta.

Lydenin ym. (2014) tutkimus on yksi niistä tutkimuksista, joissa tutkimusasetelmaan kuului levon lisäksi myös kuormitusjaksoja. Vaikka fyysisen aktiivisuuden energiankulutus ei ole tämän tutkielman kiinnostuksen kohteena, Lydenin ym. (2014) tutkimuksen havainto on syytä nostaa esiin lämpövirtausta hyödyntävän menetelmän vahvuuksia ja heikkouksia ajatellen. Nimitään erilaisten aktiivisuusvaiheiden (lepo, kuormitus, palautuminen) EE-virheiden vertailu paljasti, että lämpövirtauslaitteen (PCM) suurimmat virheprosentit (17,5 %) havaittiin lepojaksilla. Voi siis olla, että tarkkuuden optimoimiseksi levon laskennallisissa kaavoissa olisi vielä kehitettävää. Tässäkään tutkimuksessa protokollan kokonaisenergiankulutusarviot eivät kuitenkaan eronneet merkitsevästi epäsuoran kalorimetrian antamista tuloksista (keskiarvot 623 vs. 560 kcal).



## **5 KEHONKOOSTUMUKSEN VAIKUTUKSET ENERGIA- JA LÄMPÖTASAPAINON SÄÄTELYYN**

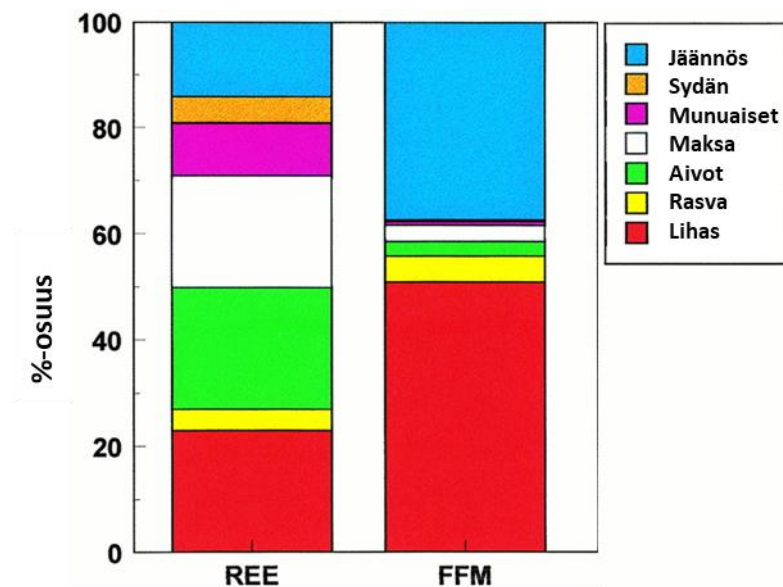
Kehon eri kudokset eroavat aineenvaihdunnalliselta aktiivisuudeltaan. Esimerkiksi lihasmassan energiankulutus on huomattavasti suurempaa kuin rasvamassan (Gallagher ym. 1998). Rasvakudos on fysikaalisilta ominaisuuksiltaan eriste, eli se vastustaa lämmön johtumista. Siksi vaikuttaisi ilmeiseltä, että rasvakudoksen määrä jollain tapaa vaikuttaa henkilön lämpötasapainon säätelyyn. Jos kehonkoostumus olennaisesti vaikuttaa kehosta poistuvaan lämpöenergiaan, ilmiötä on olennaista tarkastella lämpövirtausmittauksen toimivuuden kannalta.

### **5.1 Kehonkoostumuksen yhteys lepoenergiankulutukseen**

Lepoenergiankulutukseen vaikuttavat monet eri tekijät. Esimerkiksi kilpirauhashormonilla, testosteronilla, kasvuhormonilla ja kuumeella on aineenvaihduntaa kiihdyttävä vaikutus (Guyton & Hall 2006, 886–887). Jos hormonien tai autonomisen hermoston aktiivisuuden vaikutusta ei oteta huomioon, lepoenergiankulutuksen määrittää pitkälti kehonkoostumus. Aikaisemmin esitelty Harris-Benedictin kaava huomioi BMR:n määrittämisessä kehon koon (paino ja pituus), mutta esimerkiksi rasvakudos ja lihaskudos eroavat merkittävästi aineenvaihdunnalliselta aktiivisuudeltaan (ks. esim. Gallagher ym. 1998), joten ei ole yhdentekevää, muodostuuko suurin osa kehon painosta rasvakudoksesta vai rasvattomasta massasta. Siksi aineenvaihdunnan määrittämisessä on joissain uudemmissa kaavoissa (esimerkiksi Müller ym. 2004) huomioitu painon ja pituuden sijaan esimerkiksi rasvattoman massan ja rasvakudoksen määrät.

Gallagherin ym. (1998) tutkimuksessa on selvitetty, missä määrin eri kudosten määrät ja elinten koot vaikuttavat lepoenergiankulutukseen. Kuvassa 4 on esitetty eri kudosten ja elinten energiankulutusten osuudet kokonaisenergiankulutuksesta sekä niiden massojen osuudet rasvattomasta massasta. Aivojen, maksan, sydämen ja munuaisten toiminta kattoi REE:stä 58 %, vaikka niiden osuus rasvattomasta massasta on vain noin 7 %. Sitä vastoin lihaskudoksen aineenvaihdunta kattoi REE:stä vain noin 23 %, mutta sen osuus FFM:stä oli jopa 50 %. Rasvamassa kattoi taas 14 % kehon painosta, mutta sen osuus REE:stä oli vain 4 %. Tuloksissa selvisi, että maksan, munuaisten ja sydämen koko korreloi vahvasti lihasmassan kanssa. Sen sijaan

aivojen koko ei näyttänyt riippuvan kehon koosta tai sukupuolesta. Aivot ovat aineenvaihdunnallisesti hyvin aktiivinen kudos ja merkittävä osuus REE:stä koostui aivojen aineenvaihdunnasta. Siksi niiden ja lihasmassan todettiin tässä tutkimuksessa olevan tärkeimmät lepoenergiankulutukseen vaikuttavat komponentit. Yleisesti ottaen mitattu REE korreloi vahvasti rasvattoman massan kanssa ( $r = 0,92$ ). Tutkimuksen tulokset tukivat hypoteesia, että FFM on hyvä kehonkoostumuksen markkeri kuvastamaan oksidatiivisesti aktiivisia kudoksia, mutta esittää myös, että merkittävä rooli on lisäksi aivojen koolla.



KUVA 4. Eri kudosten ja elinten energiankulutusten osuudet kokonaisenergiankulutuksesta sekä niiden massojen osuudet rasvattomasta massasta (Gallagher ym. 1998).

Joissakin tutkimuksissa (esim. Leibel ym. 1995) on havaittu, että painonpudotuksen seurauksena lepoenergiankulutus voi pienentyä enemmän, kuin mitä sen kehonkoostumuksen tai kehon painon muutoksen mukaan pitäisi laskennallisesti muuttua. Ilmiöstä käytetään nimitystä adaptiivinen termogeneesi. Adaptiivista termogeneesiä säädellään sympaattisen hermoston ja hormonaalisen säätelyn avulla (Soares & Müller 2018). Lepoenergiankulutusta laskemalla keho pyrkii vastustamaan painon muutosta. Esimerkiksi leptiinin ja trijodityroniinin on arveltu olevan osallisina adaptiivisessa termogeneesissä (Soares & Müller 2018). Adaptiivisen termogeneesin tila voi mahdollisesti heikentää henkilön FFM:stä johdettujen REE-arvioiden tarkkuutta,

jos aineenvaihduntaan vaikuttaa kehonkoostumuksen lisäksi olennaisesti myös hormonaalinen säätely.

## **5.2 Rasvakudoksen merkitys lämpötasapainon ylläpidossa**

Ihmisellä ylimääräinen energia säilötään rasvakudokseen. Rasva on fysikaalisilta ominaisuuksiltaan eriste, eli se vastustaa lämmön johtumista (Shimano & Shimano 2013). Tämän perusteella olisi loogista arvella, että lämpötasapainon säätelyssä on eroja suuremman rasvaprosentin omaavien ja hoikkien henkilöiden välillä. Yleinen käsitys on, että eristävä rasvakerros on eduksi kylmäaltistuksessa mutta haitaksi kuumissa olosuhteissa tai fyysisessä aktiivisuudessa, jossa aineenvaihdunnallinen aktiivisuus lisää lämmöntuottoa. Onkin havaittu, että viileälle ilmalle altistuessaan lihavien ydinlämpötila pysyy korkeampana kuin normaalipainoisten (Baker & Daniels 1956). Se, heikentääkö lämpöä eristävä rasvakudos lämmön poistumista sisäisen tai ulkoisen lämpötilan noustessa, ei sen sijaan ole yhtä yksinkertaisesti selitettävissä.

Jotta lämmönsäätelyjärjestelmän toiminnasta voitaisiin tehdä johtopäätöksiä, vertailun kohteina toimivien ryhmien aineenvaihdunnassa täytyisi syntyä saman verran poistettavaa lämpöenergiaa. Kehon ulkoisia olosuhteita (ympäristön lämpötilaa) säätelämällä saadaan samanarvoinen lämpökuormitus toteutettua yksinkertaisesti. Lämmönsäätelyjärjestelmän toimintaa on kuitenkin syytä tarkastella myös fyysisen aktiivisuuden aikana, joka altistaa kehon sisäiselle lämpötilan nousulle. Kehon sisäistä lämpökuormitusta on hankalaa kontrolloida, koska teholtaan samansuuruinen liikuntasuoritus aiheuttaa tutkittavassa aina yksilöllisen kuormitusvasteen. Esimerkiksi tasavauhtinen 40 minuutin kävelykuormitus ei olisi lihavilla ja normaalipainoisilla intensiteetiltään tasapuolinen, koska lihavilla on tavallisesti liikuttavanaan suurempi kehon massa. Yksilöllisiä eroja on myös mekaanisessa hyötysuhteessa, joka riippuu liikkeen taloudellisuudesta. Taloudellisen liikkeen edellytyksenä on yleensä optimaalisen suoritustekniikan hallitseminen, jonka johdosta energiaa käytetään paremmin itse mekaaniseen työhön ja aineenvaihdunnassa syntyy vähemmän lämpöenergiaa.

Lämmönsäätelyä tutkittaessa sisäinen lämpökuormitus on siis hankalasti vakioitavissa. Tästä huolimatta aiheesta löytyy paljon tutkimuksia. Miller ja Blyth (1958) selvittivät, onko lihavien

ja normaalipainoisten lämpötasapainossa eroa, kun heidät altistetaan sisäiselle ja ulkoiselle lämpötilan nousulle. Sisäinen lämpötilan nousu saatiin aikaan liikunnalla ja ulkoinen lämpötilan nousu nostamalla ympäristön lämpötilaa. Kuumissa olosuhteissa (48–50°C) lihavien ja normaalipainoisten ydinlämpötilojen muutoksissa ei ollut merkitsevää eroa. Ydinlämpötilojen muutokset eivät eronneet merkitsevästi myöskään 60 min kävelyssä 25 asteessa tai 45 minuutin kävelyssä kuumissa olosuhteissa (48–50°C), vaikka suuremman kehon massan vuoksi voitaisiin ajatella, että kuormitus on ollut lihaville kovempi. Näin ollen tämän tutkimuksen perusteella ylimääräinen rasvakudos ei vaikuta kehon kykyyn ylläpitää lämpötasapainoa.

Dervisin ym. (2016) tutkimuksessa vertailtavien ryhmien lämpökuormituksen tasapuolisuuteen oli kiinnitetty erityisen paljon huomiota. He mittasivat iholta poistuvaa lämpöä saman painoisilta mutta kehonkoostumukseltaan eroavilta henkilöiltä fyysisessä kuormituksessa. Tutkittavat oli jaoteltu kahteen ryhmään: korkean rasvaprosentin ryhmään (rasva% = 32,0 ± 5,6) ja matalan rasvaprosentin ryhmään (rasva% = 10,8 ± 3,6). Kuormituksen intensiteetti oli määritetty aktiivisuuden synnyttämän aineenvaihdunnallisen lämmöntuoton perusteella. Kuormitustapana oli 60 minuutin pyöräily, jonka intensiteetti määritettiin kahdella tavalla: kuormitus tuottaa aineenvaihdunnassa 1) 550 W lämpöenergiaa ja 2) 7,5 W lämpöenergiaa per rasvaton painokilo. Lihaskudos eroaa aineenvaihdunnalliselta aktiivisuudeltaan rasvakudoksesta, ja siksi intensiteetti haluttiin määrittellä myös suhteutettuna rasvattoman massan määrään. Tutkimuksen löydöksenä oli, että lämmöntuoton ollessa 550 W kehon ydinlämpötilan muutos oli korkean rasvaprosentin ryhmällä suurempi (0,87 ± 0,18 °C vs. 0,66 ± 0,21 °C; p < 0,05). Heidän hikoiluvasteensa ei kuitenkaan eronnut matalan rasvaprosentin ryhmästä. Kun lämmöntuotto oli 7,5 W/kg FFM, ydinlämpötila nousi merkitsevästi (p < 0,001) enemmän matalan rasvaprosentin ryhmällä ja hikoilu oli merkitsevästi runsaampaa (p < 0,05).

Vaikka lämpötasapainon ylläpitäminen onnistuisikin yhtä lailla rasvakudoksen määrään katso-matta, voi eri kehonkoostumustyyppien lämmönpoistotavoissa silti olla eroa. Chudecka ym. (2014) vertailivat lihavien (n = 20; BMI > 30 kg/m<sup>2</sup>) ja painoindeksiltään normaalien (n = 20; BMI = 18,5–24,99 kg/m<sup>2</sup>) naisten ihojen pintalämpötiloja. Tutkimuksen tarkoituksena oli piirtää lämpökartta lihavien naisten kehon alueista, joissa lämmön siirtyminen on estynyt, ja vertailla tätä kehonkoostumukseltaan normaalien naisten lämpökarttaan. Ihon pintalämpötilaa tarkasteltiin lämpökameralla. Tässäkin tutkimuksessa kehon ydinlämpötila ei eronnut lihavien

ja verrokkiryhmän välillä. Kuitenkin ihon pintalämpötiloissa oli merkitseviä eroja, nimittäin reisissä, käsivarsissa, säärissä ja vatsassa lihavien pintalämpötila oli matalampi ( $p < 0,05$ ). Esimerkiksi vatsassa ja reisissä, joihin rasvaa kertyy eniten, mitattiin matalimmat pintalämpötilat. Rasvaisten kehoalueiden pintalämpötilat jäävät alhaisemmiksi, koska iho lämpiää lähinnä niiltä alueilta, joista lämpöä poistuu, ja pääsee viilenemään sieltä, mistä lämpöä ei poistuu. Näin ollen vaikuttaa siltä, että lämpö johtuu paremmin alueilta, joissa rasvaa on vähemmän.

Myös Shimano ja Shimano (2013) järkeilivät, että vähemmän lämpöä kulkee materiaalin läpi, jolla on huono lämmön johtuvuus, ja lämpö siirtyy ennemmin sitä kautta, missä on vähemmän lämmön vastusta. Henkilöillä, joilla on alhainen tai normaali rasvaprosentti, vähärasvaisia alueita on kehossa enemmän kuin lihavilla, mikä viittaisi siihen, että lihavilla lämpöä poistuisi hankalammin. Koska tutkimukset (mm. Chudecka ym. 2014; Miller & Blyth 1958) ovat kuitenkin osoittaneet, että kehon ydinlämpötiloissa ei olisi eroa lihavien ja normaalipainoisten välillä, herää kysymys, miten lihavilla lämpö poistuu turvatakseen ydinlämpötilan säilymisen normaalina. Chudecka ym. (2014) testasivat tutkimuksessaan hypoteesia, että kompensaation vuoksi lihavilla tutkittavilla lämpöä poistuisi enemmän perifeerisiltä alueilta kuten kämmenistä, joihin rasvakudosta ei tyypillisesti varastoidu. Tuloksissa kämmenien lämpötiloissa ei kuitenkaan havaittu merkitsevää eroa lihavien ja normaalipainoisten välillä, mikä ei tukenut hypoteesia. Tästä huolimatta lihavilla kämmenen etupuolen lämpötilan ja BMI:n sekä kämmenen etupuolen ja rasvaprosentin välillä oli kuitenkin vahvat korrelaatiot ( $r = 0,51$  ja  $r = 0,52$ ;  $p < 0,05$ ), mikä tarkoittaisi sitä, että lihavilla rasvaprosentin/BMI:n kasvaessa lämmönpoisto kämmenen etupuolelta kasvaisi. Nämä tulokset ovat jokseenkin ristiriidassa keskenään, ja siksi tämän tutkimuksen perusteella on vaikea sanoa, eroaako normaalipainoisten ja lihavien lämmönpoisto perifeerisillä kehon alueilla. Lämpötasapainon säilyttämisessä voidaan kuitenkin pohtia muitakin tapoja kuin lämmön johtumista kudosten läpi. Lämmön kuljettaminen kehon sisäisistä osista iholle tapahtuu myös verenkierron mukana, jolloin ihonalainen rasvakerros ohitetaan eikä sen eristävyydellä ole käytännössä merkitystä (Havenith & van Middendorp 1990).

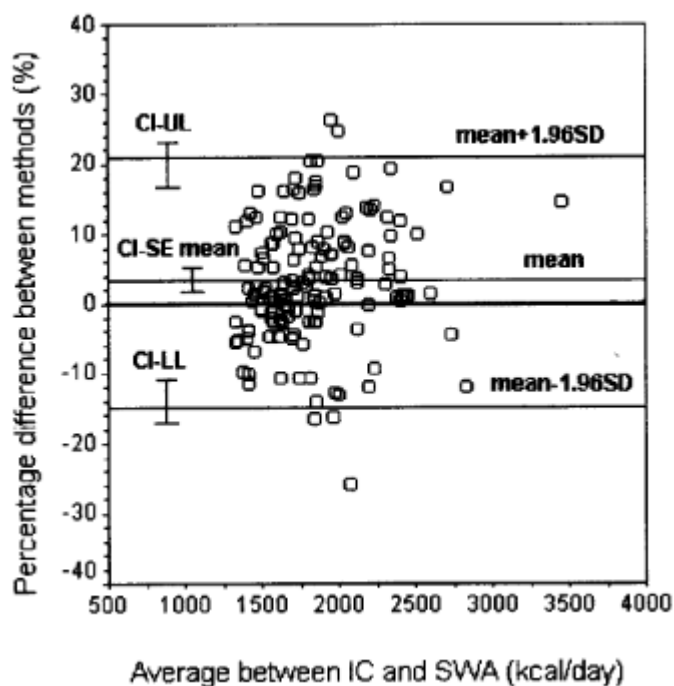
### 5.3 Kehonkoostumuksen yhteys energiankulutuksen arviointitarkkuuteen lämpövir- tausta hyödyntävillä menetelmillä

Lämpövirtausta mittaavien laitteiden EE-arviot eivät ole merkitsevästi eronneet epäsuoran kalorimetrian antamista tuloksista normaalipainoisilla tutkittavilla (Fruin & Rankin 2004; Malavolti ym. 2007). On kuitenkin mahdollista, että laitteissa käytettävät algoritmit eivät sovellu yhtä hyvin alipainoisten tai lihaviin henkilöiden energiankulutuksen mittaamiseen. Elbelt ym. (2015) mittasivat tutkimuksessaan lepoenergiankulutusta anoreksiaa sairastavilta naisilta ( $n = 50$ ;  $BMI = 14,4 \pm 2,0 \text{ kg/m}^2$ ). Kun epäsuoraa kalorimetriaa käytettiin vertailun kohteena SWA:lle, tulokset erosivat merkitsevästi toisistaan. SWA yliarvioi lepoenergiankulutuksen keskimäärin 23 %. Virheen suuruus kilokaloreina oli keskimäärin 187 kcal/pv. (Elbelt ym. 2015.) Myös El Ghoch ym. (2012) havaitsivat, että SWA yliarvioi REE:n anoreksiapotilailla. Epäsuoran kalorimetrian antamien tulosten keskiarvo oli 963 kcal/pv ja SWA:n 1074 kcal/pv.

Virheet REE-arvioinnissa voivat johtua anoreksiapotilaiden energia-aineenvaihdunnan poikkeuksellisesta toiminnasta energian säästämiseksi. Anoreksiapotilailla alhainen lepoenergiankulutus ei johdu ainoastaan vähäisen aineenvaihdunnallisesti aktiivisen kudoksen määrästä, vaan myös hormonaalisen säätelyn kautta tapahtuvasta energia-aineenvaihdunnan hidastamisesta (Haas ym. 2005). Tätä hormonaalista vaikutusta ei todennäköisesti ole otettu huomioon SWA:n algoritmeissa vähemmän painaville henkilöille. Voi olla, että energiankulutusarvioita luodessaan SWA yliarvioi energiankulutuksen yrittäessään saada sen normaaleihin rajoihin. Tähän viittaa se, että SWA:n antama alhaisin REE-arvo oli 917 kcal/pv, vaikka epäsuoralla kalorimetrillä alhaisin arvo oli 497 kcal/pv. (Elbelt ym. 2015.)

Papazoglou ym. (2006) sen sijaan tutkivat SenseWear Pro 2 Armband:in reliabiliteettia ja validiteettia lepoaineenvaihdunnan mittauksessa lihavilla koehenkilöillä ( $n = 142$ ,  $BMI = 42,3 \pm 7,0$ ). Vertailun kohteena toimi jälleen epäsuoran kalorimetrian antama tulos. RMR-mittaus tehtiin yhteensä kahdesti, ja se suoritettiin peräkkäisinä päivinä tarkoituksena testata mittauksen toistettavuutta. Toistettavuus oli erittäin hyvä; luokan sisäinen korrelaatiokerroin (intraclass correlation coefficient) oli  $r = 0,88$  ( $p < 0,001$ ). Kokonaisuutta tarkasteltaessa SWA aliarvioi lihaviin energiankulutusta levossa antaessaan päivittäiseksi kulutusarvioksi  $1811 \pm 346 \text{ kcal}$ ,

kun epäsuoran kalorimetrian antama tulos oli  $1880 \pm 382$  kcal/pv. Vaikka keskiarvoja vertaillessa eron suuruus ei ole kuin noin 4 %, tarkempi tarkastelu paljasti, että suuremmilla REE-arvoilla SWA:n virhe alkoi kasvaa. Kuvassa 5 on esitetty tutkimuksen mittaustuloksista muodostettu Bland-Altman kuvio. Siitä nähdään, että 1500–1700 kcal välillä monet arviot ovat osuneet lähelle epäsuoran kalorimetrian antamaa tulosta, mutta virheen suuruus on jonkin verran kasvanut RMR:n korkeammilla tasoilla (> 2000 kcal). SWA:ta ei voitu tämän tutkimuksen perusteella pitää toimivana laitteena lihavien EE-mittaamiseen, koska arviointivirhe kasvoi suurilla REE-arvoilla.



KUVA 5. Bland-Altman sirontakuvio Papazogloun ym. (2006) tuloksista.

Myös Elbelt ym. (2010) tutkivat SWA:n luotettavuutta energiankulutuksen mittauksessa lihavilla tutkittavilla. Tutkittavien joukko koostui normaali-/ylipainoisista henkilöistä ( $n = 23$ ; BMI =  $18,5\text{--}29,9$  kg/m<sup>2</sup>), ensimmäisen asteen lihavista henkilöistä ( $n = 7$ ; BMI  $30,0\text{--}34,9$  kg/m<sup>2</sup>), toisen asteen lihavista henkilöistä ( $n = 12$ ; BMI =  $35,0\text{--}39,9$  kg/m<sup>2</sup>) ja kolmannen asteen lihavista henkilöistä ( $n = 21$ ; BMI >  $40,0$  kg/m<sup>2</sup>). Jaotteleamalla tutkittavat BMI:nsä perusteella ryhmiin pystyttiin selvittämään, vaikuttaako lihavuusaste SWA:n mittaustarkkuuteen. SWA:n antamat REE-arviot olivat keskimäärin  $13,4 \pm 13,9$  % suurempia kuin epäsuoran kalorimetrian antamat tulokset. Menetelmillä määritetyt EE:t kuitenkin korreloivat vahvasti ( $r = 0,826$ ). Bland-Altmanin kuvio osoitti, että virhe kasvoi suuremmilla lepoenergiankulutuksen arvoilla.

Lepoenergiankulutuksen määrän havaittiin kasvavan lihavuusasteissa niin, että mitä korkeampi BMI oli, sitä korkeampi oli myös lepoenergiankulutus. Näin ollen voidaan todeta, että lihavimmilla tutkittavilla SWA arvioi energiankulutusta huonommin. Elbeltin ym. (2010) tutkimuksessa havaittiin siis sama ilmiö kuin Papazogloun ym. (2006) tutkimuksessa.



## 6 TUTKIMUSONGELMAT JA HYPOTEESIT

**Kysymys 1.** Poikkeavatko menetelmillä 1 ja 2 määritetyt lepoenergiankulutukset toisistaan?

*Menetelmä 1.* Energiankulutus määritetään mitattujen hengityskaasujen perusteella

*Menetelmä 2.* Energiankulutusarvio muodostetaan laskennallisesti koneoppimisella koulutettuun malliin syötettyjen esitietojen (ikä, sukupuoli, paino ja pituus) sekä mitatun lämpövirtauksen ja/tai sykkeen perusteella

Hypoteesi: Eivät.

Koneoppivien mallien toimivuutta energiankulutuksen arvioinnissa on aiemmin testattu O’Driscollin ym. (2020) tutkimuksessa, jossa malleilla saatiin menetelmää 1 tilastollisesti vastaavia tuloksia. Myös lämpövirtausta ja edellä mainittuja esitietoja hyödyntäviä laitteita (SWA ja PCM) testattaessa on havaittu, että niiden antamat energiankulutuserviot eivät merkittävästi eroa menetelmän 1 antamista tuloksista (Fruin & Rankin 2004; Malavolti ym. 2007). Tämän perusteella voidaan olettaa, että menetelmän 2 algoritmi toimisi niin hyvin, että sillä saadut arviot eivät merkittävästi poikkea menetelmällä 1 mitatuista kulutuksista.

**Kysymys 2.** Mitkä muuttujat tulisi lukea mukaan menetelmään 2, jotta energiankulutuksesta saataisiin lepotilassa mahdollisimman tarkka arvio?

Hypoteesi: Esitiedot (ikä, sukupuoli, paino ja pituus) sekä lämpövirtaus.

Esitiedot antavat olennaista tietoa mittauksen kohteena olevan henkilön ominaispiirteistä, jotka ovat yhteydessä aineenvaihdunnan aktiivisuuteen (Harris & Benedict 1918). Lämpövirtaus taas kertoo kehosta poistuvasta lämpöenergiasta, jota syntyy kaikissa energia-aineenvaihdunnan toimunnoissa. Kehosta poistuvan lämpöenergian määrä on yhtä suuri kuin kehossa syntynyt lämpöenergian määrä, sillä lämpöä tuottavien ja poistavien toimintojen täytyy olla tasapainossa, jotta kehon ydinlämpötila pysyisi vakiona. Näin ollen lämpövirtauksesta voitaisiin oletettavasti tehdä päätelmiä henkilön energiankulutuksesta.

**Kysymys 3.** Onko mitattu lämpövirtaus yhteydessä energiankulutukseen levossa?

Hypoteesi: Kyllä.

Energiankulutus on suoraan verrannollinen organismista vapautuneeseen lämpöön, kun energiaa ei vapaudu ympäristöön tehtynä työnä (King & Farner 1961). Levossa mekaanista työtä ei tehdä, joten mitatun lämpövirtauksen ja energiankulutuksen välillä voitaisiin olettaa olevan positiivinen korrelaatio.

**Kysymys 4.** Onko kehonkoostumus yhteydessä menetelmän 2 arviointitarkkuuteen?

**4.1** Onko menetelmän 2 arviointitarkkuudessa eroa kehonkoostumustaan muokanneiden fitnesskilpailijoiden ja kontrollihenkilöiden välillä?

Hypoteesi: Ei.

Fitnesskilpailijoiden kehonkoostumus poikkeaa valtaväestöstä, ja sen takia pelkkiin esitietoihin perustuvat energiankulutuksen arviointimenetelmät eivät välttämättä toimi heillä yhtä luotettavasti. Menetelmässä 2 koneoppivan mallin kouluttamiseen on kuitenkin käytetty sekä kontrolliryhmältä että kilpailijaryhmältä kerättyä dataa, joten oletettavasti mallin toimivuudessa ei ole eroa näiden ryhmien välillä.

**4.2** Onko rasvattoman massan tai lihasmassan määrä yhteydessä menetelmän 2 arviointitarkkuuteen?

Hypoteesi: Ei.

Lihasmassan ja sen myötä kasvavan rasvattoman massan suurempi määrä johtaa suurempaan perusaineenvaihduntaan (Gallagher ym. 1998). Kun energiankulutus levossa kasvaa, myös lämmönpoisto tehostuu, jotta kehon lämpötila pysyy vakiona. Lämmönpoiston tehostuminen tulisi teoriassa näkyä lisääntyneenä lämpövirtauksena kehon pinnalta mitattaessa. Lihasmassan tai rasvattoman massan määrä ei vaikuta heikentävästi mitattuun lämpövirtaussignaaliin, joten menetelmän 2 tarkkuuden pitäisi pysyä samana, vaikka lihasmassan määrä vaihtelisi.

## 7 TUTKIMUSMENETELMÄT

### 7.1 Tutkimusasetelma

Tutkimuksen tarkoituksena oli testata, miten koneoppimista, esitietoja sekä lämpövirtausta ja/tai sykettä hyödyntävä malli (menetelmä 2) toimii lepoenergiankulutuksen arvioinnissa. Vertailun kohteena toimi ”kultaisen standardin” menetelmä eli epäsuoralla kalorimetrialla määritetty energiankulutus (menetelmä 1). Menetelmien vertailu mahdollistettiin mittaamalla kumpaankin menetelmään vaadittavia muuttujia samanaikaisesti. Menetelmästä 2 pystyttiin kokeilemaan myös erilaisia versioita (konfiguraatioita) valikoimalla malliin vain tietyt muuttujat kerrallaan. Jokaisessa konfiguraatiossa oli mukana esitiedot (ikä, sukupuoli, paino ja pituus), mutta näiden lisäksi eri versioissa luettiin mukaan joko lämpövirtaus, syke tai molemmat.

Tämän tutkielman toisena kiinnostuksen kohteena oli kehonkoostumuksen yhteys menetelmän 2 arviointitarkkuuteen. Tutkittavilta kerätty data muodosti kehonkoostumuksen osalta monipuolisen ja vaihtelevan tutkimusaineiston, nimittäin tutkittavat oli alun perin rekrytoitu tutkimukseen, jossa selvitettiin fitness- ja kehonrakennuslajeissa kilpailemisen vaikutusta kehonkoostumukseen, hermolihasjärjestelmän suorituskykyyn sekä fysiologisiin ja psyykkisiin tekijöihin. Tutkittaviin kuului kilpailevia fitnessurheilijoita sekä kontrolliryhmä. Kilpailijat muokkasivat kehonkoostumustaan tarkoituksenmukaisesti vuoden 2019 fitness- ja kehonrakennuslajien SM-kilpailuja varten. Tutkimukseen kuuluva kontrolliryhmä koostui niin ikään tavoitteellisesti harjoittelevista fitness- ja kehonrakennuslajien harrastajista tai urheilijoista, mutta he eivät olleet osallistumassa kilpailuihin tai pyrkineet tavoitteellisesti vähentämään kehon rasvakuuden määrää tutkimuksen aikana. Tutkittaville tehtiin mittauksia ennen kilpailijoiden dieetin alkua, kilpailuviikolla sekä kilpailukauden jälkeen. Tutkimukseen ja siinä suoritettaviin mittauksiin oli saatu myönteinen lausunto Jyväskylän yliopiston eettiseltä toimikunnalta.

### 7.2 Tutkittavat

Tutkittavat rekrytoitiin Jyväskylän yliopiston ja Suomen Fitnessurheilu ry:n tiedotuskanavien ja sosiaalisen median kautta. Tullakseen valituksi tutkimukseen tuli henkilön olla iältään 18–

40-vuotias, ja hänellä tuli olla vähintään kaksi vuotta taustaa säännöllisestä kuntosaliharjoittelusta. Tutkimukseen etsittiin 30 kilpailijaa ja 30 kontrollihenkilöä, jotka saivat olla joko naisia tai miehiä. Heidän soveltuvuutensa tarkastettiin taustatietojen perusteella. Taustatietoina kerättiin muun muassa pituus, paino, syntymäaika sekä kuvaus harjoittelu- ja kilpailutaustasta. Tutkittavat noudattivat tutkimusjakson aikana henkilökohtaisia ravinto- ja harjoitteluohjelmiaan, ja he myös raportoivat kirjallisesti ruokavalio- ja harjoitusohjelmistaan koko tutkimuksen keston ajan. Tutkittavien tuli olla perusterveitä ja omata terveelliset elämäntavat. Tutkimukseen osallistuva ei saanut käyttää urheilussa kiellettyjä aineita tai menetelmiä. Kilpailijoiden dieetti sai alkaa aikaisintaan samalla viikolla alkumittausten kanssa.

Tutkimusaineisto muodostui lopulta 118 mittauksesta. Koonti tutkittavien pituudesta, iästä, kehonkoostumuksesta ja lepoenergiankulutuksesta on esitetty taulukoissa 1 (naiset) ja 2 (miehet). Ryhmien pituutta ja ikää kuvaavina lukuarvoina on esitetty keskiarvot vain tutkimuksen alussa, mutta kehonkoostumus ja lepoenergiankulutus on ilmoitettu ja eroteltu mittapisteittäin. Alun perin tarkoituksena oli suorittaa mittaukset jokaiselle tutkittavalle kolmesti, mutta joidenkin tutkittavien kohdalla toiset tai kolmannet mittaukset peruuntuivat joko osallistujan keskeyttämisen tai koronatilanteesta aiheutuneen mittauspäivän peruuntumisen takia. Tulosten analysoinnissa pystyttiin kuitenkin hyödyntämään myös mittauksia, joita ei suoritettu kolmea kertaa. Osalta tutkittavista puuttui lämpövirtausdataa laitteen toimintahäiriön vuoksi. Analysointiin luettiin mukaan vain niiden tutkittavien data, joilta oli saatu mitattua kaikki tutkimuksessa käytetyt muuttujat.

TAULUKKO 1. Naistutkittavien (n = 30) pituus, ikä, kehonkoostumus ja lepoenergiankulutus esitetty keskiarvoina ja keskihajontana.

	Kilpailijat	Kontrollit	p-arvo <sup>a</sup>
Pituus (cm)	167,8 ± 6,4	165,7 ± 5,2	0,113
Ikä (v)	27,7 ± 3,9	27,6 ± 5,7	0,742
1. mittaus (ennen dieettiä)	n = 13	n = 17	
Paino (kg)	69,0 ± 7,6	64,1 ± 5,5	0,079
Rasvaprosentti (%)	24,7 ± 5,6	23,5 ± 6,1	0,711
Lihasmassa (kg)	30,1 ± 3,0	27,8 ± 2,7	0,039*
Rasvaton massa (kg)	52,3 ± 4,6	49,6 ± 4,4	0,103
Lepoenergiankulutus (kcal/pv)	1577 ± 290	1432 ± 88	0,145
2. mittaus (kilpailukunnossa)	n = 6	n = 9	
Paino (kg)	58,8 ± 9,2	66,9 ± 5,5	0,050*
Rasvaprosentti (%)	12,9 ± 7,8	25,2 ± 7,3	0,018*
Lihasmassa (kg)	28,2 ± 3,7	29,0 ± 2,3	0,607
Rasvaton massa (kg)	51,8 ± 7,1	50,7 ± 4,1	1,000
Lepoenergiankulutus (kcal/pv)	1263 ± 236	1440 ± 109	0,181
3. mittaus (kilpailukauden jälkeen)	n = 5	n = 7	
Paino (kg)	66,0 ± 11,4	62,2 ± 7,7	0,639
Rasvaprosentti (%)	25,2 ± 6,2	17,9 ± 5,8	0,073
Lihasmassa (kg)	29,1 ± 4,3	28,5 ± 3,3	0,755
Rasvaton massa (kg)	49,0 ± 5,0	51,7 ± 4,3	0,343
Lepoenergiankulutus (kcal/pv)	1442 ± 442	1359 ± 166	1,000

<sup>a</sup> Ryhmien väliset erot testattu Mann-Whitneyn testillä.

Taulukosta 1 voidaan huomata, että naiskilpailijoilla oli tapahtunut kehonkoostumuksessa kilpailukunnan kannalta odotettuja muutoksia. Kilpailijaryhmällä rasvaprosentin keskiarvo oli laskenut kilpailukuntoon siirryttäessä (24,7 % vs. 12,9 %), ja kilpailukunnossa rasvaprosentti erosi merkitsevästi kontrolliryhmästä (p < 0,05). Lihasmassan määrässä oli eroa ryhmien välillä ensimmäisessä mittapisteessä (p < 0,05) mutta ei toisessa (p > 0,05). Kontrolliryhmän kehonkoostumuksessa ei ollut tapahtunut suuria muutoksia ensimmäisen ja toisen mittauskerran vä-

lillä, mutta heidän rasvaprosenttinsa ryhmäkeskiarvo oli laskenut alle 18 prosenttiin kolmannessa mittauksessa, vaikkakaan ero kilpailijaryhmään ei ollut merkitsevä ( $p > 0,05$ ). Lepoenergiankulutuksessa ei ollut merkitsevää eroa ryhmien välillä missään mittapisteessä.

Myös mieskilpailijoilla kehonkoostumus oli selvästi muuttunut kisadieetin seurauksena (taulukko 2). Tarkasteltaessa ryhmäkeskiarvoja paino oli pudonnut ja rasvaprosentti oli laskenut noin 10 prosenttiyksiköllä ensimmäisen ja toisen mittauksen välillä. Kontrolliryhmällä vastaava muutosta ei ollut tapahtunut, vaan paino ja rasvaprosentti olivat pikemminkin nousseet mitausten edetessä. Toisessa mittapisteessä kilpailijoiden ja kontrollien paino ja rasvaprosentti erosivat merkitsevästi ( $p < 0,05$  ja  $p < 0,001$ ). Lepoenergiankulutuksessa ei ollut merkitsevää eroa ryhmien välillä missään mittapisteessä.

TAULUKKO 2. Miestutkittavien (n = 28) pituus, ikä, kehonkoostumus ja lepoenergiankulutus esitetty keskiarvoina ja keskihajontana.

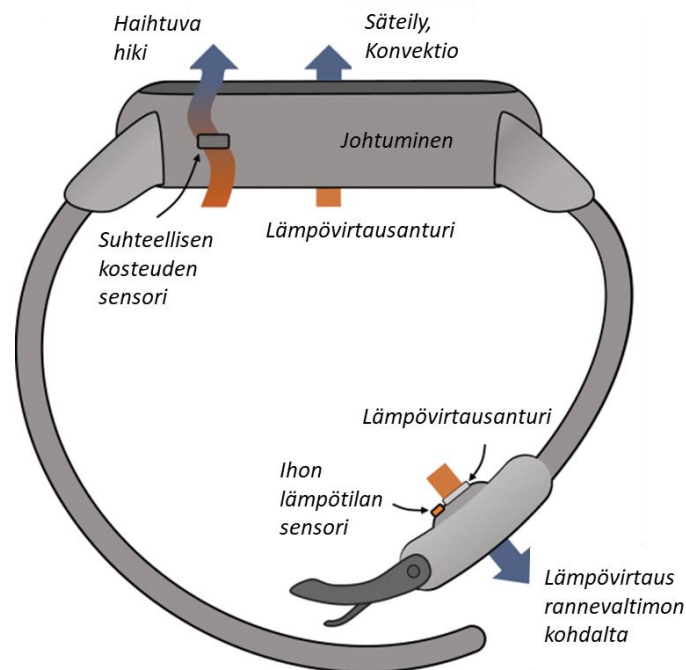
	Kilpailijat	Kontrollit	p-arvo <sup>a</sup>
Pituus (cm)	180,3 ± 4,1	179,4 ± 3,2	0,401
Ikä (v)	28,6 ± 5,9	31,0 ± 4,6	0,194
1. mittaus (ennen dieettiä)	n = 14	n = 14	
Paino (kg)	91,1 ± 9,6	85,3 ± 5,8	0,077
Rasvaprosentti (%)	15,8 ± 4,5	15,5 ± 5,9	0,603
Lihasmassa (kg)	44,9 ± 4,0	41,6 ± 2,6	0,014*
Rasvaton massa (kg)	77,4 ± 8,3	72,3 ± 4,5	0,044*
Lepoenergiankulutus (kcal/pv)	1971 ± 194	1858 ± 175	0,125
2. mittaus (kilpailukunnossa)	n = 10	n = 7	
Paino (kg)	78,3 ± 5,2	87,1 ± 7,5	0,019*
Rasvaprosentti (%)	5,6 ± 2,0	17,3 ± 8,1	<0,001***
Lihasmassa (kg)	42,3 ± 3,0	41,8 ± 3,2	0,887
Rasvaton massa (kg)	75,4 ± 5,0	73,1 ± 6,7	0,536
Lepoenergiankulutus (kcal/pv)	1644 ± 140	1868 ± 284	0,070
3. mittaus (kilpailukauden jälkeen)	n = 7	n = 9	
Paino (kg)	91,2 ± 11,2	89,6 ± 6,8	0,918
Rasvaprosentti (%)	17,8 ± 6,1	20,4 ± 7,3	0,681
Lihasmassa (kg)	43,7 ± 3,2	42,3 ± 2,9	0,470
Rasvaton massa (kg)	76,1 ± 5,7	72,7 ± 5,7	0,299
Lepoenergiankulutus (kcal/pv)	1964 ± 185	1840 ± 193	0,252

<sup>a</sup> Ryhmien väliset erot testattu Mann-Whitneyn testillä.

### 7.3 Aineiston keruu

Tutkittavia neuvottiin saapumaan mittauksiin aamulla paastonneena, ja heidät oli myös ohjeistettu välttämään rasittavaa liikuntaa ennen mittauksia. Ensin tutkittaville tehtiin kehonkoostusmittaukset käyttämällä kaksiennergistä röntgenabsorptiota (dual-energy X-ray absorptiometry, DXA, Lunar Prodigy Advance, GE Medical Systems—Lunar, Madison WI, USA) ja

bioimpedanssia (InBody 720, Soul, Etelä-Korea), minkä jälkeen he siirtyivät lepoaineenvaihdunnan mittaushuoneeseen. Huoneessa tutkittaville kiinnitettiin rintalastan kohdalle sykevyö mittareineen (Polar V800, Kempele, Suomi). Mittarin asetuksissa oli valittu tallennusmuodoksi sykevälivaihtelu, joka muunnettiin myöhemmin analysointia varten sykkeeksi (krt/min). Sykemittarin kiinnityksen jälkeen tutkittavien vasempaan ranteeseen kiinnitettiin lämpömuuttujia mittaava laite (kuva 6). Rannekemallisen laitteen ventraalinen lämpövirtausanturi (greenTEG gSKIN-XM) asetettiin rannevaltimon kohdalle, ja toinen lämpövirtausanturi (greenTEG gSKIN-XI) sijaitsi ranteen päällisellä (dorsaalisella) puolella. Myös suhteellisen kosteuden sensori oli sijoitettu ranteen päälliselle puolelle.



KUVA 6. Datan keruussa käytetyn lämpövirtauslaitteen malli ja eri sensoreiden sijainnit (Levikari ym. 2021).

Lepoaineenvaihdunnan mittaus tehtiin hengityskaasuanalysointilaitteella (Vmax Encore 29, Viasys Respiratory Care Inc., USA, 2007) makuuasennossa. Hengitysmuuttujia kerättiin hengityshengitykseltä, mutta ne tallennettiin minuutin keskiarvoina. Hengityskaasujen keräämiseen käytettiin hengityskupua. Sykkeen, lämpömuuttujien ja hengityskaasujen mittaus kesti noin 20 minuuttia, mutta pituus vaihteli tutkittavakohtaisesti sen mukaan, kuinka nopeasti saavutettiin



”steady state” -tila. ”Steady state” -tilan katsottiin alkavan, kun hapenkulutus, RER ja uloshengityksen hiilidioksidipitoisuus alkoivat pysyä muuttumattomina, kuten aiemmin on esitetty esimerkiksi McClaven ym. (2003) tutkimuksessa. Jokaisen tutkittavan kohdalla tasaantumisvaiheen alkamisajankohdasta tallennettiin vielä 10 minuutin jakso.

#### 7.4 Aineiston analysointi

Tutkittavien REE määritettiin kerätyn datan perusteella jälkikäteen. Menetelmässä 1 energiankulutuksen määrittämiseen käytettiin mitattua hapenkulutusta ja RER-arvoa. Energiankulutus laskettiin Weirin (1949) kaavalla jokaiselle minuutille erikseen, mutta lopullisena lepoenergiankulutusta kuvastavana arvona käytettiin mittausjakson keskiarvoa pois lukien ensimmäiset 10 minuuttia. Weirin (1949) kaavalla lasketun kulutuksen yksikkö on kcal/min, mutta tulkinnan ja vertailtavuuden helpottamiseksi energiankulutus johdettiin lepoaineenvaihdunnaksi (yksikkönä kcal/pv). Energiankulutus ja keskiarvot laskettiin käyttäen Microsoft Excel 2016 -ohjelmaa.

Menetelmän 2 energiankulutusarvioita varten kerätystä datasta poimittiin halutut esitiedot (ikä, sukupuoli, pituus ja paino), syke sekä lämpövirtaus. Menetelmässä 2 EE-arvioiden muodostamiseen käytettiin koneoppivaa mallia. Mallin harjoittamiseen käytettiin tutkittavien mittauksista saatuja tuloksia. Näistä poimittiin ”input-target” -pareja, jossa ”input” tarkoittaa mittauksissa kerättyjä muuttujia ja ”target” tarkoittaa oikeaa vastausta eli henkilön energiankulutusta mitattuna menetelmällä 1. Mallin koulutus ja sen tarkkuuden testaus suoritettiin ”leave-one-out”-ristiinvalidoinnilla, eli muiden tutkittavien datalla koulutettua mallia testattiin aina yhteen poisjätettyyn tutkittavaan. Näin meneteltiin, kunnes kaikki tutkittavat oli käyty läpi. Jokaisen tutkittavan menetelmällä 2 määritettyä energiankulutusta ( $EE_2$ ) verrattiin vastaavaan menetelmällä 1 saatuun kulutukseen ( $EE_1$ ). Menetelmän 2 virhe laskettiin kaavalla:

$$virhe (\%) = \frac{EE_2 - EE_1}{EE_1} \times 100 \%$$

Kaikkien tutkittavien ennusteista laskettavaa keskimääräistä absoluuttista prosenttivirhettä (MAPE) käytettiin menetelmän 2 yleisen tarkkuuden ja sen eri konfiguraatioiden raportoinnissa.

Tulososiossa menetelmien 1 ja 2 tuloksia tullaan vertaamaan paitsi toisiinsa myös Harris-Benedictin kaavalla laskettuihin perusaineenvaihdunnan arvioihin, josta käytetään nimitystä menetelmä 3. Menetelmä 3 toimii hyvänä vertailukohteena menetelmälle 2, sillä se perustaa arviot samoihin esitetietoihin kuin menetelmä 2. Menetelmät kuitenkin eroavat siinä, että menetelmä 2 käyttää koneoppimista esitiedoista johdetuissa arvioissa, ja siihen voidaan lukea mukaan myös mitattu lämpövirtaus tai syke.

## 7.5 Tilastolliset menetelmät

Tulosten esittämiseen on käytetty tunnuslukuina joko keskiarvoa ja keskihajontaa ( $\text{mean} \pm \text{SD}$ ) tai mediaania ja vaihteluväliä (median, [min, max]). Tulosten tilastolliseen analysointiin käytettiin IBM SPSS 28 -ohjelmaa (SPSS Inc., Chigago, IL). Eri menetelmillä määritettyjä energiankulutuksia vertailtiin non-parametrisella Wilcoxonin testillä. Samaa testiä käytettiin myös eri konfiguraatioiden tulosten vertailussa. Kehonkoostumuksen ja menetelmän 2 arviointivirheiden vertailu kilpailija- ja kontrolliryhmien välillä tehtiin non-parametrisella Mann-Whitneyn testillä. Tutkimuksessa mitattujen muuttujien riippuvuuksien tarkasteluun käytettiin Spearmanin korrelaatiokerrointa. Tilastollisen merkitsevyyden rajaksi asetettiin  $p < 0,05$ .

Menetelmän 2 arviointivirheiden havainnollistamiseen käytettiin myös ”raincloud”- ja ”box plot” -kuvia. Ennustevirheet laskettiin jokaiselle mittaukselle erikseen, ja yksittäiset mittaustulokset näkyvät kuvissa datapisteinä. ”Sadepilvi” esittää datapisteiden jakauman jatkuvana käyränä, ja sen alapuolella on esitetty havaintojen jakautuminen ”box plot” -kuvina. Poikkeaviksi havainnoiksi merkittiin pisteet, joiden arvo on joko yli  $1,5 \times$  kvartaalivälin verran pienempi kuin alemman kvartaalin raja-arvo tai saman verran suurempi kuin ylemmän kvartaalin raja-arvo. Tätä lähempänä olevat pisteet on kuvattu janalla. Janan päätepisteiden, minimin ja maksimin, tarkat arvot poimittiin ennustevirheiden tulossarjoista. Virheen suuruuden kuvaamiseen käytettiin mediaaneja, jotka laskettiin käyttäen Microsoft Excel 2016 -ohjelmaa.

## 8 TULOKSET

### 8.1 Eri menetelmillä saatujen tulosten vertailu

Tutkielman ensimmäisenä tutkimuskysymyksenä oli, poikkeavatko menetelmillä 1 ja 2 määritetyt energiankulutukset toisistaan. Taulukossa 3 on esitetty eri menetelmillä saadut tulokset. Menetelmillä 1 ja 2 saatujen energiankulutusten keskiarvot olivat lähes yhtä suuret, ja Wilcoxonin testillä testattuna nämä menetelmät eivät merkitsevästi eronneet toisistaan ( $p > 0,05$ ). Sen sijaan menetelmä 3 erosi merkitsevästi menetelmästä 1 ( $p < 0,001$ ) virheen ollessa 8,28 %.

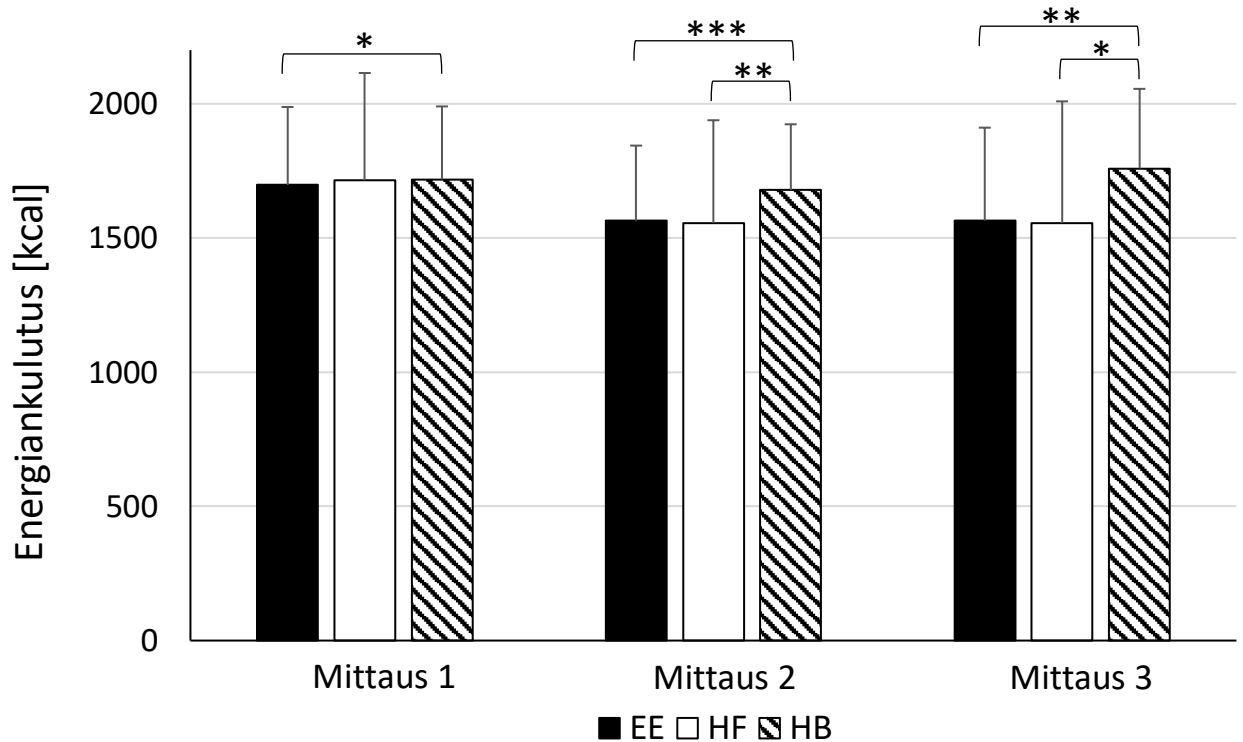
TAULUKKO 3. Eri menetelmillä saadut tulokset sekä menetelmien 2 ja 3 eroavuus suhteessa menetelmään 1.

	EE (kcal/pv)	MAPE (%)	p-arvo <sup>a</sup>
Menetelmä 1	1657 ± 305	-	
Menetelmä 2	1656 ± 410	6,73 ± 9,08	0,158
Menetelmä 3	1718 ± 270	8,28 ± 10,08	< 0,001***

EE = energiankulutus, MAPE = mean absolute percentage error.

<sup>a</sup> Menetelmien väliset erot testattu Wilcoxonin testillä.

Kuvassa 7 on esitetty eri menetelmillä saadut tulokset eriteltynä mittapisteittäin. Ensimmäisessä mittapisteessä menetelmien keskiarvot ovat lähellä toisiaan, mutta jälkimmäisissä mittapisteissä menetelmä 3 (HB) erottuu kahdesta muusta. Menetelmät 1 (EE) ja 2 (HF) eivät eroa merkitsevästi toisistaan missään mittapisteessä. Sen sijaan menetelmät 1 ja 3 eroavat toisistaan jokaisessa mittapisteessä. Lukuun ottamatta ensimmäistä mittapistettä myös menetelmät 2 ja 3 erosivat merkitsevästi toisistaan.



KUVA 7. Eri menetelmillä saatujen tulosten vertailu jaoteltuna mittapisteittäin. EE = Menetelmä 1, HF = Menetelmä 2, HB = Menetelmä 3, \* = tilastollisesti merkitsevä ero ryhmien välillä, \*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$ .

## 8.2 Menetelmän 2 konfiguraatiot

Tutkielman toisena selvityksen kohteena oli, mitkä muuttujat tulisi lukea mukaan menetelmään 2, jotta lepoenergiankulutuksesta saataisiin mahdollisimman tarkkoja arvioita. Taulukossa 4 on esitetty eri konfiguraatioilla saadut tulokset. Kaikki konfiguraatiot toimivat erittäin yhteneväisesti, mikä voidaan havaita energiankulutusten keskiarvoista (kaikki 1656 kcal/pv) ja keskihajonnoista. Minkään konfiguraation antamat tulokset eivät poikenneet merkitsevästi mitatusta kulutuksesta ( $p$ -arvot  $> 0,05$ ). Pienin MAPE (6,73 %) saatiin konfiguraatiolla, joka huomioi esitiedot ja lämpövirtauksen. Tämän konfiguraation virheessä oli myös vähiten hajontaa (SD = 9,08 %).

TAULUKKO 4. Energiankulutus ja virhe eri konfiguraatioita vertaillen.

	EE (kcal/pv)	MAPE (%)	p-arvo <sup>a</sup>
<b>Menetelmä 1</b>	<b>1657 ± 305</b>	-	
Esitiedot	1656 ± 412	6,96 ± 9,21	0,199
Esitiedot + HF	1656 ± 410	6,73 ± 9,08	0,158
Esitiedot + syke	1656 ± 414	7,09 ± 9,40	0,298
Esitiedot + syke + HF	1656 ± 413	6,86 ± 9,25	0,224

EE = energiankulutus, MAPE = mean absolute percentage error, HF = heat flux, lämpövirtaus.

<sup>a</sup> Menetelmien väliset erot testattu Wilcoxonin testillä.

Koska edellä esitettyjen huomioiden perusteella konfiguraatioista parhaiten toimi esitiedot ja lämpövirtaus, on tämä versio valittu tulososioon kuvastamaan menetelmää 2. Jatkossa puhuttaessa menetelmän 2 arviointitarkkuudesta viitataan siis esitiedot ja lämpövirtauksen huomioivan konfiguraation tarkkuuteen.

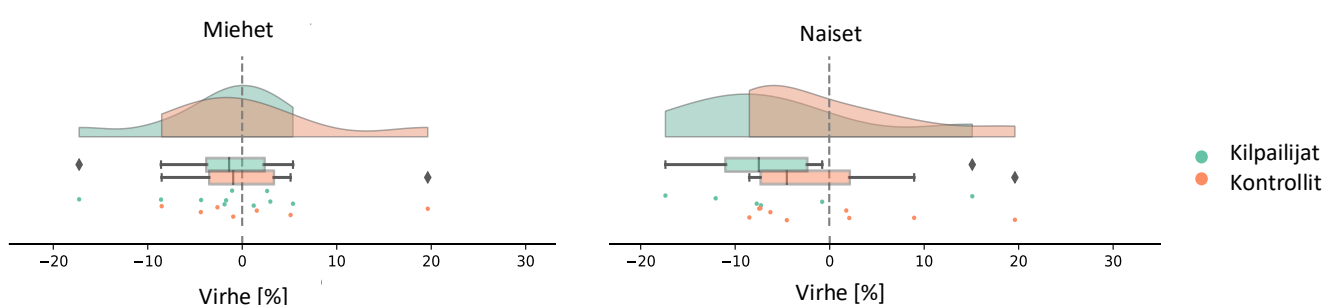
### 8.3 Mitattujen muuttujien väliset yhteydet

Tutkimusasetelmassa kerättiin tietoja monista muuttujista. Paino, pituus, rasvaton massa, lihasmassa ja sukupuoli korreloivat kaikki voimakkaasti keskenään ( $r = 0,819-0,977$ ,  $p < 0,001$ ). Sukupuoli oli tarkastelua varten luokiteltu numeerisesti seuraavasti: nainen = 0 ja mies = 1. Merkitsevät ( $p < 0,001$ ) positiiviset korrelaatiot havaittiin myös EE:n ja lihasmassan ( $r = 0,848$ ), painon ( $r = 0,879$ ), pituuden ( $r = 0,760$ ), rasvattoman massan ( $r = 0,808$ ) ja sukupuolen ( $r = 0,749$ ) kanssa, eli energiankulutus on kasvanut samalla kun edellä mainittujen muuttujien määreet ovat kasvaneet. Tutkielman kolmas tutkimuskysymys oli, onko ranteesta mitattu lämpövirtaus yhteydessä henkilön energiankulutukseen, eli toisin sanoen voidaanko energiankulutuksen kasvu havaita lisääntyneenä lämpövirtaussignaalinä. Lämpövirtauksella löydettiin olevan positiivinen korrelaatio energiankulutuksen kanssa. Korrelaatio oli hieman voimakkaampi ranteen dorsaalipuolelta ( $r = 0,333$ ,  $p < 0,001$ ) kuin ventraalipuolelta ( $r = 0,244$ ,  $p < 0,05$ ) mitattuna. Lisäksi myös mitattu hapenkulutus korreloi lämpövirtauksen kanssa ( $r = 0,346$ ,  $p < 0,001$ ). Sen sijaan energiankulutuksen ja sykkeen välillä ei ollut korrelaatiota ( $r = 0,008$ ,  $p > 0,05$ ).

## 8.4 Kehonkoostumuksen yhteys menetelmän 2 arviointitarkkuuteen

### 8.4.1 Fitnesskilpailijoiden ja kontrollihenkilöiden tulosten vertailu

Tutkimuksessa oli mukana sekä fitnesskilpailijoita että kontrollihenkilöitä. Näiden ryhmien kehonkoostumukselliset tavoitteet erosivat tutkimusasetelmassa. Toisessa mittapisteessä nais- ja mieskilpailijoiden rasvaprosentit erosivat merkitsevästi heitä vastaavista kontrolliryhmistä (naiset  $14,1 \pm 7,4$  % ja  $25,3 \pm 6,8$  %,  $p < 0,05$ ; miehet  $5,6 \pm 2,1$  % ja  $18,0 \pm 7,2$  %,  $p < 0,001$ ) kuten jo aiemmin esitettiin taulukoissa 1 ja 2. Sen sijaan ensimmäisessä ja kolmannessa mittapisteessä rasvaprosentissa ei ollut merkitseviä eroja. Kuvassa 8 on esitetty menetelmän 2 ennustevirheiden hajonta toisessa mittapisteessä. Kuvasta nähdään, että miehillä virheet ovat pysyneet alle 10 prosentissa sekä kilpailija- että kontrolliryhmällä, eikä havaintojen sijainnissa ole ryhmien välillä juurikaan eroa. Naiskilpailijoilla menetelmä 2 systemaattisesti aliarvioi lepoenergiankulutuksen, kun taas kontrolliryhmällä virheprosentit jakautuvat tasaisemmin negatiiviselle ja positiiviselle puolelle.



KUVA 8. Menetelmän 2 ennustevirheiden jakaumat ryhmittäin toisessa mittapisteessä.

Taulukossa 5 on esitetty kuvan 8 havainnollistamat tulokset numeerisesti. Mann-Whitneyn testi osoitti, että kilpailijoiden ja kontrollien ennustevirheet eivät eronneet tilastollisessa vertailussa ( $p$ -arvot  $> 0,05$ ), eli menetelmän 2 arviointitarkkuudessa ei ollut eroa kilpailija- ja kontrolliryhmien välillä, vaikka naisilla box plotit näyttivät asettuvan eri kohtiin.

TAULUKKO 5. Menetelmän 2 ennustevirheet toisessa mittapisteessä.

Sukupuoli	Ryhmä	N	Mediaani (%)	Vaihteluväli	p-arvo
M	Kisaajat	10	-1,38	[-8,59; 5,38]	0,740
	Kontrollit	7	-0,95	[-8,52; 5,12]	
N	Kisaajat	6	-7,46	[-17,35; -0,75]	0,272
	Kontrollit	9	-4,49	[-8,46; 8,99]	

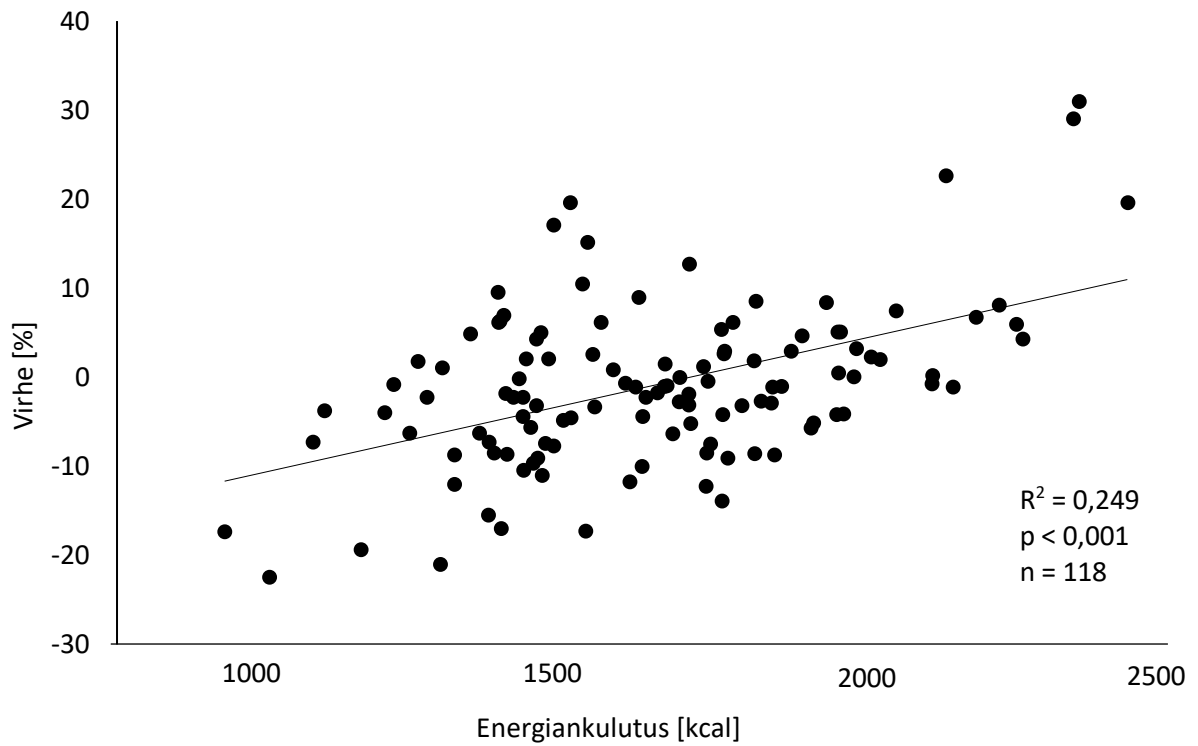
<sup>a</sup>Ryhmien väliset erot testattu Mann-Whitneyn testillä. *Vaihteluväli ilmoittaa janan päätepiisteet, ei outliereita.*

#### 8.4.2 Rasvattoman massan ja lihasmassan yhteys menetelmän 2 arviointitarkkuuteen

Tutkielman yhtenä selvityksen kohteena oli myös, onko rasvattoman massan tai lihasmassan määrä yhteydessä menetelmän 2 arviointitarkkuuteen. Tämän tutkimiseksi otettiin tarkasteltaviksi muuttujiksi menetelmän 2 ennustevirheiden itseisarvot, rasvaton massa ja lihasmassa. Ennustevirheen ja rasvattoman massan välillä havaittiin merkitsevä negatiivinen korrelaatio ( $r = -0,218$ ,  $p < 0,05$ ), eli ennustevirhe oli tyypillisesti pienempi silloin, kun rasvatonta massaa oli enemmän. Saman suuntainen havainto tehtiin ennustevirheen ja lihasmassan tarkastelussa, jossa niin ikään vallitsi merkitsevä negatiivinen korrelaatio ( $r = -0,202$ ,  $p < 0,05$ ). Naiset ja miehet eroavat etenkin edellä mainituilta kehonkoostumuksellisilta ominaispiirteiltään, joten näiden havaintojen myötä tarkasteluun otettiin myös se, poikkeavatko naisten ja miesten ennustevirheet toisistaan. Sukupuolien välillä oli merkitsevä ( $p < 0,05$ ) ero naisten virheen keskiarvon ollessa  $8,1 \pm 6,8$  % ja miesten  $5,4 \pm 5,1$  %.

#### 8.5 Menetelmien 2 ja 3 arviointitarkkuus energiankulutuksen eri tasoilla

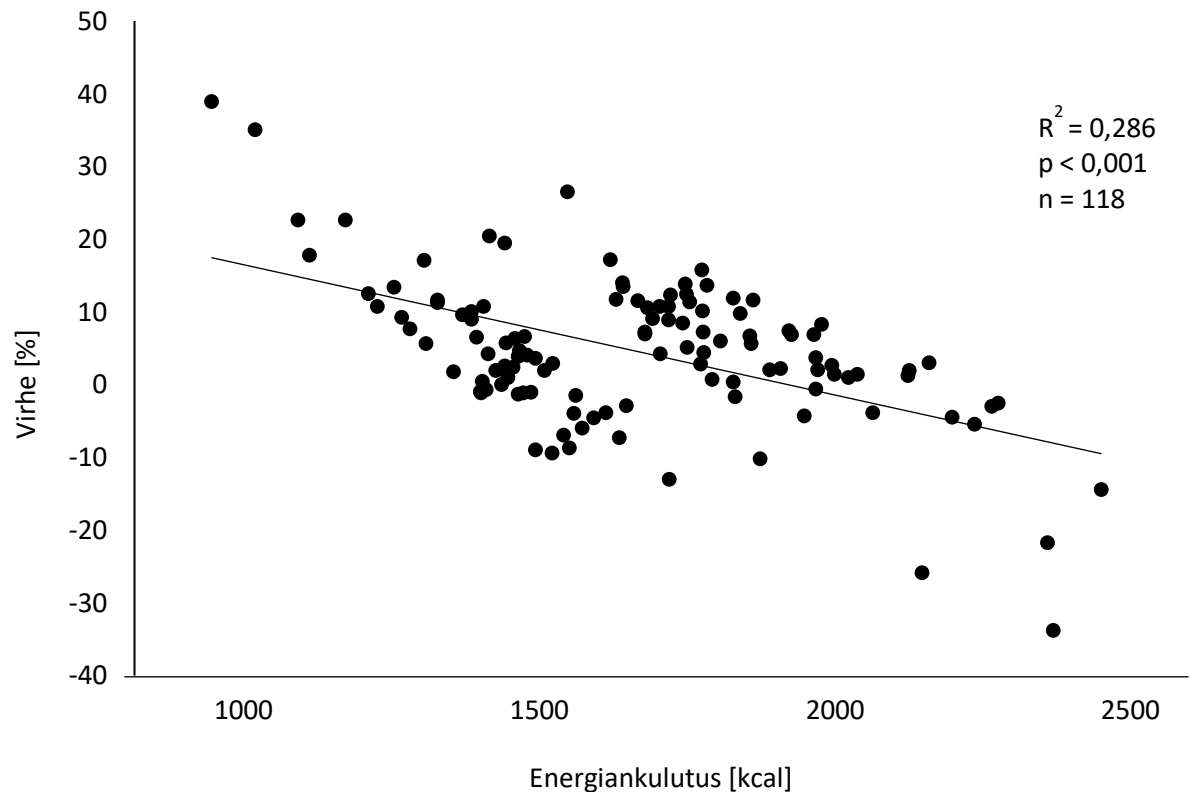
Menetelmien toimivuutta voidaan kehonkoostumuksen lisäksi tarkastella suhteessa energiankulutuksen suuruuteen. Kuvassa 9 on esitetty menetelmän 2 virheen ja mitatun energiankulutuksen (menetelmä 1) sirontakuvio. Regressioanalyysin tuloksena mitatun kulutuksen ja virheen välillä oli merkitsevä yhteys ( $R^2 = 0,249$ ,  $p < 0,001$ ). Kuvasta 9 nähdään, että menetelmä 2 on tavallisemmin aliarvioinut kulutuksen silloin, kun kulutus on ollut pientä, ja yliarviointi taas on tapahtunut tyypillisemmin suuremmalla kulutuksella.



KUVA 9. Menetelmän 2 virheen ja mitatun energiankulutuksen (menetelmä 1) sirontakuvio.

Kun samankaltainen tarkastelu tehtiin menetelmälle 3, havaittiin päinvastainen taipumus (kuva 10). Mitatun kulutuksen ja menetelmän 3 virheen välillä oli myös merkitsevä yhteys ( $R^2 = 0,286$ ,  $p < 0,001$ ), mutta regressiosuora on laskeva. Vaikuttaa siltä, että menetelmä 3 toimii parhaiten silloin, kun kulutus asettuu skaalan keskivaiheille.





KUVA 10. Menetelmän 3 virheen ja mitatun energiankulutuksen (menetelmä 1) sirontakuvio.

## 9 POHDINTA

Tutkimuksen päätuloksena voidaan pitää sitä, että menetelmillä 1 ja 2 määritetyt lepoenergiankulutukset eivät eronneet tilastollisessa vertailussa. MAPE oli pienimmillään 6,73 %, mikä saatiin esitiedot ja lämpövirtauksen huomioivalla konfiguraatiolla. Lämpövirtauksen hyödyllisyyden puolesta puhuu myös se, että lämpövirtauksella oli positiivinen korrelaatio energiankulutuksen kanssa. Kilpailija- ja kontrolliryhmien välillä ei ollut eroa menetelmän 2 toimivuudessa, vaikka kilpailijoiden rasvaprosentti oli kilpailukunnossa merkitsevästi alhaisempi (naiset  $p < 0,05$ ; miehet  $p < 0,001$ ). Sen sijaan sukupuolten välillä arviointitarkkuudessa oli eroa, nimittäin menetelmän 2 virheet olivat naisilla merkitsevästi ( $p < 0,05$ ) suurempia.

### 9.1 Menetelmän 2 toimivuus energiankulutuksen arvioinnissa

Menetelmillä 1 ja 2 saatujen lepoenergiankulutusten keskiarvot olivat lähes yhtä suuret eivätkä kulutukset merkitsevästi eronneet toisistaan ( $p > 0,05$ ). Menetelmän 2 virhe oli keskimäärin 6,73 % (taulukko 3), vaikkakin keskihajonnasta johdetun variaatiokertoimen ( $CV = 1,35$ ) perusteella virheiden suuruksissa oli paljon vaihtelua eli virhe ei ollut systemaattista. Alle 7 % virhettä voidaan pitää verrattain pienenä virheprosenttina, nimittäin esimerkiksi Popen ym. (2019) tutkimuksessa neljän ranteeseen kiinnitettävän laitteen antamien EE-arvioiden prosentuaaliset virheet olivat 24–83 % ja O’Driscollin ym. (2020) koneoppivilla malleillakin 17–22 %.

Toisen tutkimuskysymyksen tarkoituksena oli selvittää, mitä muuttujia yhdistelemällä energiankulutuksesta saataisiin lepotilassa mahdollisimman tarkka arvio. Tulosten perusteella menetelmän 2 kaikki konfiguraatiot toimivat energiankulutuksen arvioinnissa tarkasti (taulukko 5) keskimääräisten virheiden asettuessa välille 6,73–7,09 %. Jokseenkin yllättävänä voidaan pitää sitä, että ilman mitään reaaliajassa mitattua dataa eli pelkillä esitiedoilla saatiin jo arvioita, jotka eivät eronneet merkitsevästi mitatusta kulutuksesta. On kuitenkin huomionarvoista, että vertailun kohteena toimineen menetelmän 3 tulokset erosivat merkitsevästi mitatusta kulutuksesta, vaikka siinä käytetään samoja esitietoja kuin menetelmässä 2. Näin ollen on syytä olettaa, että

koneoppiminen ja esimerkkitapauksista harjaantunut malli on mahdollistanut menetelmän 2 tapauksessa näinkin tarkat arviot.

Esitiedot ja lämpövirtauksen yhdistävä konfiguraatio toimi alhaisimman virheen perusteella konfiguraatioista parhaiten. Lämpövirtausmittauksen hyödyllisyydestä kertoo myös se, että lämpövirtauksella oli merkitsevä positiivinen korrelaatio hapenkulutuksen ja energiankulutuksen kanssa. Sykke sen sijaan ei luultavasti ole tarpeellinen muuttuja energiankulutuksen määrittämisessä levossa. Energiankulutuksen ja sykkeen välillä ei ollut korrelaatiota ( $r = 0,008$ ,  $p > 0,05$ ), ja virhe kasvoi, kun syketieto lisättiin esitietojen ja lämpövirtauksen konfiguraatioon. Sykkeen ja energiankulutuksen on kyllä huomattu korreloivan hyvin kuormituksen aikana, mutta levossa näiden muuttujien välillä ei yleensä ole havaittu yhteyttä (ks. esim. Ceesay ym. 1989). Tämän nojalla ei sinänsä ole yllättävää, että sykedatan lisäys pikemminkin heikensi menetelmän 2 tarkkuutta lepoenergiankulutuksen arvioinnissa.

## **9.2 Kehonkoostumuksen yhteys menetelmän 2 arviointitarkkuuteen**

Tutkimuksessa selvisi, että menetelmän 2 arviointitarkkuudessa ei ollut eroa kilpailijaryhmien ja kontrolliryhmien välillä, vaikka ryhmien rasvaprosenteissa oli toisessa mittapisteessä merkitseviä eroja. Tulos oli hypoteesin mukainen, mutta tuloksen yleistämiseksi tutkimus olisi syytä teetättää vielä suuremmalle tutkimusjoukolle. Toisessa mittapisteessä tutkittavien lukumäärät olivat nimittäin etenkin ryhmiin jaoteltuina pieniä (taulukko 5). Vaikka rasvaprosentilla ei näyttänyt olevan vaikutusta menetelmän 2 toimivuuteen tässä tutkimusasetelmassa, olennaista olisi myös tutkia, miten menetelmä 2 toimisi heidän kohdallaan, joilla rasvaprosentti on normaalia suurempi (ylipainoiset ja lihavat). Nämä ryhmät eivät olleet edustettuna tässä tutkimusasetelmassa.

Ylipäätään rasvakudoksen ja lämpövirtauksen välistä yhteyttä olisi suotavaa tutkia vielä lisää, jotta saataisiin selville, onko rasvakudoksen määrä syytä huomioida lämpövirtausta mittaavissa menetelmissä. Rasvakudoksen määrä kuitenkin vaikuttaa siihen, kuinka tehokkaasti lämpöä poistuu eri kehonosista (Chudecka ym. 2014). Rasvakudoksen eristävyys takia lämpöä pois-

tuu vähemmän sellaisilta alueilta, joissa on enemmän rasvaa, mikä on havaittu ihon pintalämpötiloja tarkastelemalla. Shimanon ja Shimanon (2013) päättelyn mukaan lämpö kulkisi sitä kautta, missä on vähemmän lämmön vastusta, eli toisin sanoen vähärasvaiset kehonosat toimivat hyvinä alueina lämmön poistumiselle. Pienemmän rasvaprosentin omaavilla henkilöillä vähärasvaisia kehonosia on luonnollisesti enemmän kuin suuremman rasvaprosentin omaavilla. Näin ollen pienempi rasvaprosentti voisi johtaa vähäisempään lämpövirtaukseen ranteesta mitattuna, joka oli käytännöllisyytensä puolesta valikoitunut tässä tutkimuksessa mittauskohdaksi. Yhdestä paikasta mitatun lämpövirtaussignaalin yleistettävyyttä kuvaamaan koko kehosta poistuvaa lämpöenergiaa vaihtelee, jos ranteesta poistuvan lämmön suhteellinen osuus vaihtelee rasvaprosenttiltaan eroavilla henkilöillä. Jos alhaisemman rasvaprosentin omaavilla henkilöillä lämpöä poistuu ranteesta suhteessa vähemmän kuin normaalin rasvaprosentin omaavilla, tilanne voisi heidän kohdallaan johtaa edelleen energiankulutuksen aliarviointiin.

Rasvaprosentin lisäksi tutkimuksessa selvitettiin myös rasvattoman massan ja lihasmassan määrien yhteyksiä menetelmän 2 arviointitarkkuuteen. Tulosten perusteella vaikuttaa siltä, että menetelmä 2 toimisi itse asiassa paremmin heillä, joilla on enemmän rasvatonta massaa tai lihasmassaa. Molempien muuttujien kohdalla löydettiin virheprosentin kanssa merkitsevät negatiiviset korrelaatiot ( $r = -0,218$  ja  $r = -0,202$ ), eli virhe pieneni, kun rasvattoman massan tai lihasmassan määrä kasvoi. Tässä yhteydessä on kuitenkin syytä huomioida myös sukupuolten väliset kehonkoostumukselliset erot. Suuremman rasvattoman massan ja lihasmassan määrää edustavat tyypillisemmin miehet, mikä voidaan todeta esimerkiksi taulukoista 1 ja 2. Jos negatiivista korrelaatiota tulkitaan tässä valossa, voitaisiin päätellä, että menetelmä 2 toimi paremmin miehillä kuin naisilla. Sama päätelmä voidaan tehdä myös suoraan kuvasta 8 ja taulukosta 5, joissa tulokset on esitetty sukupuolittain. Naisten virheprosenttien vaihteluvälit ovat suuremmat kuin miesten, ja miesten virheprosenttien mediaanit asettuvat lähemmäs nolllavirhettä. Lopujen lopuksi myös tilastollisessa vertailussa naisten ja miesten ennustevirheet ( $8,1 \pm 6,8 \%$  ja  $5,4 \pm 5,1 \%$ ) poikkesivat toisistaan ( $p < 0,05$ ).

Menetelmän 2 heikompi tarkkuus naisilla voisi johtua siitä, että heiltä kerättyä dataa oli kokonaisuudessaan vähemmän. Eri mittapisteet yhteenlaskettuna suoritettiin 118 mittausta, joista naisten mittauksia oli 57 kpl ja miesten 61 kpl. Koneoppivan mallin harjoittamisessa miesten

esimerkkitapauksia on siis ollut enemmän, mikä mahdollistaa harjaantuneemman kaavan muodostamisen. Vaihtoehtona yhden ja saman mallin käyttämiselle olisi voinut olla se, että sukupuolille olisi käytetty kokonaan eri malleja. On mahdollista, että naisten ennustevirhe olisi tässä tutkimuksessa ollut pienempi, jos malli olisi koulutettu erikseen kummallekin sukupuolelle. Toisaalta sukupuoli oli kuitenkin huomioitu mallissa esitietona, joten ei voida sanoa varmasti, olisiko naisten ja miesten mallien kouluttaminen tuonut arvioihin loppujen lopuksi lisää tarkkuutta. Lisäksi kahden erillisen mallin kouluttamiseen käytettävää dataa olisi ollut huomattavasti vähemmän, kun 118 mittauksen sijaan koulutukseen olisi voitu käyttää vain 57 (naiset) tai 61 (miehet) mittausta.

### **9.3 Energiankulutuksen mittaamisessa huomioitavia tekijöitä**

Epäsuora kalorimetria on useissa tutkimuksissa (tämä mukaan lukien) valittu muiden menetelmien vertailukohteeksi. Vertailussa on kuitenkin hyvä tiedostaa menetelmien ominaisuuksien erot. Epäsuorassa kalorimetriassa mitataan hengityskaasuja, joiden tuoton ja kulutuksen perusteella voidaan päätellä, paljonko happea on jäänyt kudoksiin. Tämän hapen määrä on suoraan verrannollinen siihen määrään, kuinka paljon ADP:sta on muodostettu ATP:ta (Sazonov & Neuman 2014, 133). Epäsuora kalorimetria siis mittaa periaatteessa energiavarastojen palautumista. Suora kalorimetria taas mittaa sitä lämpöä, joka vapautuu ATP-molekyylin rikkoutumisesta. Lämpövirtaus perustuu suoraan kalorimetriaan, joka siis käytännössä pureutuu suuremmin energian kuluttamisen prosessiin eikä energiavarastojen palautumiseen. Vaikka menetelmät lähestyvät energiankulutusta eri näkökulmista, tämän tutkimuksen tulokset osoittavat, että ne linkittyvät toisiinsa. Mitattu hapenkulutus nimittäin korreloi tässä tutkimuksessa merkittävästi ( $p < 0,001$ ) lämpövirtauksen kanssa ( $r = 0,346$ ).

Menetelmien fysiologisen taustan eroilla saattaa kuitenkin olla merkitystä joissain tapauksissa. Lydenin ym. (2014) tutkimuksessa selvisi, että lämpövirtausta mittaava laite havaitsee energiankulutuksen nousut ajallisesti jonkin verran myöhemmin kuin hengityskaasuanalysointori. Tämä on odotettu tulos, koska hengityskaasuanalysointorilla voidaan mitata kaasujen pitoisuuksia hengitys hengitykseltä, ja lämmöllä taas kestää hetki poistua kehosta. Lämpövirtausanturi ei aisti lämpöä saman tien, kun se vapautuu ATP-molekyylistä, vaan vasta kun lämpö poistuu

kehosta. Näin ollen lämpövirtausmittaus ei toimi reaaliajassa yhtä hyvin, ja toisaalta siihen voi vaikuttaa myös valmiiksi kehoon varastoitunut lämpö.

Lämpövirtauksen viive voi muodostua ongelmaksi, jos energiankulutuksen tasoissa tapahtuu paljon vaihtelua kuten esimerkiksi liikunnan aikana. Tällöin menetelmä 2 voisi saada tukea syketiedosta. Syke korreloi energiankulutuksen kanssa hyvin kuormituksen aikana (Ceesay ym. 1989), ja sitä on jo pystytty mittaamaan luotettavasti kuluttajakäyttöisillä sensoreilla (esimerkiksi elektrokardiografialla tai valopletysmografialla). Wallenin ym. (2016) tutkimuksessa nimittäin selvisi, että neljällä testatulla rannekäyttöisellä laitteella (Apple Watch, Fitbit Charge HR, Samsung Gear S ja Mio Alpha) sykemittauksen virhe oli vain 1–9 %, mitä pidettiin tutkimuksessa hyvänä tarkkuutena. Näin ollen syke voisi olla hyödyllinen lisä konfiguraatioon aktiivisuuden aikana, vaikka se tässä tutkimuksessa toikin menetelmään lisää virhettä lepotilassa.

Esitiedot olivat kenties kaikista merkittävin tekijä menetelmän 2 toiminnassa. Tämä voidaan tulkita taulukosta 5, jossa pelkkien esitietojenkin konfiguraatiolla saatiin jo mitattua kulutusta vastaavia arvoja. Tämä perustuu luultavasti siihen, että esitietoihin lukeutuvien sukupuolen, painon ja pituuden perusteella voidaan riittävän tarkasti arvioida henkilön kehonkoostumusta, joka on levossa kenties tärkein aineenvaihdunnallisen aktiivisuuden määrittäjä. Tässäkin tutkimuksessa sukupuoli, paino ja pituus korreloivat vahvasti lihasmassan ja rasvattoman massan kanssa (korrelaatiot muuttujien väleillä  $r = 0,830-0,915$ ). Kun esitietoihin luetaan mukaan vielä ikä, saadaan lisätietoa siitä, onko lepoaineenvaihdunta kiihtynyt (esimerkiksi kasvun myötä murrosiässä) tai hidastunut (ikäntyneet). Koska edellä mainitut esitiedot antavat arvokasta tietoa energiankulutukseen vaikuttavista komponenteista ja lisäksi ne ovat kaikkien helposti ilmoitettavissa, on kaikin puolin kannattavaa huomioida ne jatkossakin menetelmässä 2.

Menetelmä 3 eli Harris-Benedictin kaava pohjaa perusaineenvaihdunnan arvion pelkkiin henkilön esitietoihin. Tämä laskennallinen kaava osoittautui tässä testauksessa kuitenkin epätarkimmaksi menetelmäksi, sillä sen antamat EE-arviot erosivat merkittävästi menetelmästä 1 (kuva 7 ja taulukko 3). Menetelmien 2 ja 3 ali- ja yliarviointitapauksissa havaittiin päinvastaiset ilmiöt (kuvat 9 ja 10). Menetelmän 2 tapauksessa kulutuksien ääripäät korostuivat, eli

valmiiksi hyvin vähäinen kulutus arvioitiin vielä pienemmäksi, ja vastaavasti suurimmat mitatut kulutukset arvioitiin vielä suuremmiksi. Virheprosentit olivat lähimpänä nollaa, kun päivittäinen kulutus oli noin 1600–2100 kcal/pv. Menetelmä 3 taas pyrki asettamaan ääripäiden kulutuksia enemmän ”normaaleihin rajoihin”, eli pienimmät mitatut kulutukset arvioitiin huomattavasti suuremmiksi ja suurimmat mitatut kulutukset huomattavasti pienemmiksi. Virheprosentit olivat pienimpiä, kun kulutus asettui välille 1400–2100 kcal/pv. Laskennallisia kaavoja on aiemmin testattu esimerkiksi Aliasgharzadehin ym. (2015) tutkimuksessa, jossa kymmenestä testatusta kaavasta kahdeksan yliarvioi kulutuksen alipainoisilla ( $BMI < 18,5 \text{ kg/m}^2$ ) naisilla. Yksi testatuista oli tässäkin tutkielmassa esitelty Harris-Benedictin kaava, jonka virhe oli Aliasgharzadehin ym. (2015) tutkimuksessa keskimäärin  $222 \pm 165 \text{ kcal/pv}$ . Vaikuttaisi siis siltä, että pienikokoiset naiset (alhainen BMI tai rasvaprosentti) ovat ryhmänä hankala arvioitava REE:n osalta, ja laskennalliset kaavat eivät välttämättä toimi heidän kohdallaan luotettavasti. Laskennallisille kaavoille on siitä huolimatta löydetty hyötynsä esimerkiksi naisurheilijoiden oireyhtymää tutkittaessa. Alentuneen REE:n (adapttiivisen termogeneesin) merkkinä on pidetty epäsuoran kalorimetrian ja Harris-Benedictin kaavalla saadun kulutuksen suhdetta, joka on 0,90 tai vähemmän (De Souza ym. 2008).

#### **9.4 Rajoitukset ja tulevaisuuden tutkimuskohteet**

Mallin kouluttamiseen käytetyn datan alkuperänä oli jokseenkin homogeeninen joukko (fitnessharrastajat), joiden lihasmassan määrä on lähtökohtaisesti suurempi kuin tavallisen väestön. Vähäisen lihasmassan omaavia tai monipuolisesti eri ikäryhmiä ei ollut edustettuna mallin koulutuksessa käytetyssä datassa, joten huomattavasti suurempia arviointivirheitä ilmeni luultavasti silloin, jos tällä kyseisellä datalla koulutettua mallia käytettäisiin tutkimusjoukosta täysin poikkeavaan henkilöön kuten liikkumattomaan senioriin. Koneoppivan mallin harjoittamiseksi olisi jatkossa hyvä teetättää mittauksia vieläkin suuremmalle joukolle huomioiden myös esimerkiksi eri ikä- ja aktiivisuusryhmät. Tässä yhteydessä voitaisiin myös tutkia, onko samaa mallia mahdollista käyttää luotettavasti kaikille, vai tarvitsisiko taustaltaan eroaville henkilöille käyttää eri algoritmeja. Tällöin mallien kouluttamiseen käytettävää dataa tulisi kerätä kattavasti eri ryhmissä, jotta saataisiin riittävästi esimerkitapauksia. Datan keruun pirstaloimi-

nen eri malleja varten ei kaikissa tapauksissa ole varmastikaan järkevää, sillä työmäärä lisääntyy huomattavasti. Menettelyä voitaisiin kuitenkin harkita yksinkertaisissa jaotteluissa kuten kouluttamalla mallit erikseen naisille ja miehille.

Tässä tutkimuksessa testattiin neljää erilaista konfiguraatiota, joista virheiden keskiarvojen perusteella esitiedot ja lämpövirtauksen yhdistävä konfiguraatio toimi tarkimmin. Kaikkien konfiguraatioiden virheet olivat kuitenkin hyvin lähellä toisiaan, sillä ne erosivat toisistaan alle 0,5 % (taulukko 4). Vaikka esitiedot ja lämpövirtauksen yhdistävä konfiguraatio valikoitiinkin tässä tutkielmassa toimivimmaksi, varsinaista johtopäätöstä asiasta on vaikea tehdä ainoastaan näiden tulosten perusteella. Jos aihetta tutkittaisiin lisää, voitaisiin eri konfiguraatiot saada kenties hieman enemmän erottumaan toisistaan.

Menetelmän 2 toimivuuden tarkastelua olisi jatkossa syytä tehdä myös vähemmän kontrolloiduissa ympäristöissä. Nyt energiankulutusmittaus tehtiin levossa ja laboratorio-olosuhteissa hyvin tuloksin, mutta päivittäiseen käyttöön sovellettuna energiankulutusta olisi suotavaa pystyä mittaamaan myös kevyen aktiivisuuden sekä intensiivisen kuormituksen aikana. Liikkuessa ranteeseen sijoitettu laite voi päästä heilumaan, mikä luultavasti johtaisi puuttuvaan dataan lämpövirtausantureissa, jos kontakti hetkellisesti häviää. Jos lämpöä pääsee siirtymään anturin sijasta ilmaan, tämä voi johtaa energiankulutuksen aliarviointiin. Näin ollen menetelmän tulisi olla kykenevä johtamaan luotettavia arvioita myös siinä tapauksessa, että signaali hetkellisesti katkeaa.

## **9.5 Johtopäätökset**

Tutkimuksessa testattu menetelmä antoi lupaavaa näyttöä lämpövirtausta ja koneoppimista hyödyntävästä lepoenergiankulutuksen arvioinnista. Menetelmässä koneoppivasti koulutettuun malliin syötettiin henkilön esitiedot (ikä, sukupuoli, pituus ja paino) sekä mitattu lämpövirtaus ja syke. Tarvetta toimiville algoritmeille ja teknologialle on, sillä tutkimusten (Wallen ym. 2016; Shcherbina ym. 2017) mukaan rankekäyttöisten laitteiden energiankulutusarvioiden virheet ovat vaihdelleet yhdeksästä prosentista jopa yli 90 prosenttiin. Tässä tutkimuksessa saatu alle 7 % keskimääräinen virhe on huomattavasti pienempi kuin mitä rankekäyttöisten laitteiden



energiankulutusarvioiden virheet ovat olleet aiemmissä tutkimuksissa. Käytetyt mallit toimivat jopa niin tarkasti, että uuden menetelmän energiankulutusarviot eivät merkitsevästi poikenneet epäsuoran kalorimetrian antamista arvoista. Lämpövirtaus osoittautui tutkimuksessa hyödylliseksi muuttujaksi, sillä se korreloi hapenkulutuksen ja energiankulutuksen kanssa. Naisten tuloksissa toistaiseksi havaittu suurempi virhe tulee luultavasti pieneneään mitä pidemmälle algoritmin kehittämistä jatketaan. Lisäksi tarkan arvioinnin mahdollistaminen edellyttää vielä lisää tutkimusta kehitettävien laitteiden toimivuudesta eri ympäristöissä ja ihmisryhmissä.

## LÄHTEET

- Aliasgharzadeh, S., Mahdavi, R., Asghari Jafarabadi, M., & Namazi, N. 2015. Comparison of indirect calorimetry and predictive equations in estimating resting metabolic rate in underweight females. *Iranian journal of public health* 44 (6), 822–829.
- Altini, M., Penders, J., Vullers, R., & Amft, O. 2014. Estimating energy expenditure using body-worn accelerometers: a comparison of methods, sensors number and positioning. *IEEE journal of biomedical and health informatics* 19 (1), 219–226.
- Álvarez-García, J., Cvetković, B., & Luštrek, M. 2020. A survey on energy expenditure estimation using wearable devices. *ACM Computing Surveys (CSUR)* 53 (5), 1–35.
- Arens, E. & Zhang, H. 2006. The skin's role in human thermoregulation and comfort. *Thermal and Moisture Transport in Fibrous Materials*, Woodhead Publishing Ltd, 560-602.
- Baker, P. & Daniels, F. 1956. Relationship between skinfold thickness and body cooling for two hours at 15°C. *Journal of Applied Physiology* 8 (4), 409–416.
- Bassett, D., Rowlands, A., & Trost, S. 2012. Calibration and validation of wearable monitors. *Medicine and science in sports and exercise* 44 (1), 32–38.
- Case, K., Brahler, C., & Heiss, C. 1997. Resting energy expenditures in Asian women measured by indirect calorimetry are lower than expenditures calculated from prediction equations. *Journal of the American Dietetic Association* 97 (11), 1288–1292.
- Ceesay, S., Prentice, A., Day, K., Murgatroyd, P., Goldberg, G., Scott, W., & Spurr, G. 1989. The use of heart rate monitoring in the estimation of energy expenditure: A validation study using indirect whole-body calorimetry. *British Journal of Nutrition* 61 (2), 175–186.
- Chudecka, M., Lubkowska, A., & Kempieńska-Podhorodecka, A. 2014. Body surface temperature distribution in relation to body composition in obese women. *Journal of Thermal Biology* 43, 1–6.
- Compher, C., Frankenfield, D., Keim, N., Roth-Yousey, L. & Evidence Analysis Working Group. 2006. Best practice methods to apply to measurement of resting metabolic rate in adults: a systematic review. *Journal of the American Dietetic Association* 106 (6), 881–903.

- De Lorenzo, A., Bertini, I., Puijia, A., Testolin, G., & Testolin, C. 1999. Comparison between measured and predicted resting metabolic rate in moderately active adolescents. *Acta Diabetologica* 36 (3), 141–145.
- Dervis, S., Coombs, G. B., Chaseling, G. K., Filingeri, D., Smoljanic, J., & Jay, O. 2016. A comparison of thermoregulatory responses to exercise between mass-matched groups with large differences in body fat. *Journal of applied physiology* 120 (6), 615–623.
- De Souza, M. J., Hontscharuk, R., Olmsted, M., Kerr, G. & Williams, N. I. 2007. Drive for thinness score is a proxy indicator of energy deficiency in exercising women. *Appetite* 48 (3), 359–367.
- Drenowatz, C. & Eisenmann, J. 2011. Validation of the SenseWear Armband at high intensity exercise. *European Journal of Applied Physiology* 111, 883–887.
- Elbelt, U., Haas, V., Hofmann, T., Stengel, A., Berger, H., Jeran, S., & Klapp, B. 2015. Evaluation of a portable armband device to assess resting energy expenditure in patients with anorexia nervosa. *Nutrition in Clinical Practice* 31 (3), 362–367.
- Elbelt, U., Schuetz, T., Hoffmann, I., Pirlich, M., Strasburger, C., & Lochs, H. 2010. Differences of energy expenditure and physical activity patterns in subjects with various degrees of obesity. *Clinical Nutrition* 29, 766–772.
- El Ghoch, M., Alberti, M., Capelli, C., Calugi, S., & Grave R. 2012. Resting energy expenditure assessment in anorexia nervosa: comparison of indirect calorimetry, a multisensor monitor and the Müller equation. *International Journal of Food Sciences and Nutrition* 63 (7), 796–801.
- Ferrannini, E. 1988. The theoretical bases of indirect calorimetry: a review. *Metabolism* 37 (3), 287–301.
- Frankenfield, D., Roth-Yousey, L., Compher, C., & Evidence Analysis Working Group. 2005. Comparison of predictive equations for resting metabolic rate in healthy nonobese and obese adults: a systematic review. *Journal of the American Dietetic association* 105 (5), 775–789.
- Fruin, M. & Rankin, J. 2004. Validity of a multi-sensor armband in estimating rest and exercise energy expenditure. *Medicine and Science in Sports and Exercise* 36 (6), 1063–1069.

- Fuller, D., Colwell, E., Low, J., Orychock, K., Tobin, M., Simango, B., Buote, R., Van Heerden, D., Luan, H., Cullen, K., Slade, L., & Taylor, N. 2020. Reliability and validity of commercially available wearable devices for measuring steps, energy expenditure, and heart rate: systematic review. *JMIR Mhealth Uhealth* 8 (9).
- Gallagher, D., Belmonte, D., Deurenberg, P., Wang, Z., Krasnow, N., PiSunyer, X., & Heymsfield, S. 1998. Organ-tissue mass measurement allows modeling of REE and metabolically active tissue mass. *American Journal of Physiology* 275, 249–258.
- GreenTeg. 2020. Understanding heat flux. Viitattu 22.3.2020. <https://www.greenteg.com/heat-flux-sensor/About-heat-flux/>
- Guyton, A. & Hall, J. 2006. *Textbook of medical physiology*. 11. painos. Philadelphia, PA: W.B. Saunders.
- Haas, V., Onur, S., Paul, T., Nutzinger, D., Bosity-Westphal, A., Hauer, M., Brabant, G., Klein, H., & Müller, M. 2005. Leptin and body weight regulation in patients with anorexia nervosa before and during weight recovery. *American Journal of Clinical Nutrition* 81, 889–896.
- Harris, J. & Benedict, F. 1918. A Biometric Study of Human Basal Metabolism. 4 (12), 370–373.
- Havenith, G. & van Middendorp, H. 1990. The relative influence of physical fitness, acclimatization state, anthropometric measures and gender on individual reactions to heat stress. *European journal of applied physiology and occupational physiology* 61 (5), 419–427.
- Jakicic, J., Marcus, M., Gallagher, K., Randall, C., Thomas, E., Goss, F. & Robertson, R. 2004. Evaluation of the SenseWear Pro Armband to assess energy expenditure during exercise. *Medicine and Science in Sports and Exercise* 36 (5), 897–904.
- Kenny, G., Notley, S. & Gagnon, D. 2017. Direct calorimetry: A brief historical review of its use in the study of human metabolism and thermoregulation. *European Journal of Applied Physiology* 117, 1765–1785.
- King, J. & Farner, D. 1961. Energy metabolism, thermoregulation and body temperature. *Biology and comparative physiology of birds* 2, 215–288.
- Leibel, R., Rosenbaum, M., & Hirsch, J. 1995. Changes in energy expenditure resulting from altered body weight. *The New England Journal of Medicine* 332, 621–628.

- Levikari, S., Immonen, A., Kuisma, M., Peltonen, H., Silvennoinen, M., Kyröläinen, H., & Silventoinen, P. 2021. Improving energy expenditure estimation in wrist-worn wearables by augmenting heart rate data with heat flux measurement. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 70, 1–8.
- Lyden, K., Swibas, T., Catenacci, V., Guo, R., Szuminsky, N., & Melanson, E. 2014. Estimating energy expenditure using heat flux measured at single body site. *Medicine and Science in Sports and Exercise* 46 (11), 2159–2167.
- Malavolti, M., Pietrobelli, A., Dugoni, M., Poli, M., Romagnoli, E., De Cristofaro, P., & Battistini, N. C. 2007. A new device for measuring resting energy expenditure (REE) in healthy subjects. *Nutrition, Metabolism and Cardiovascular Diseases* 17 (5), 338–343.
- Martini, F., Nath, J., & Bartholomew, E. 2017. *Fundamentals of anatomy & physiology*, Global Edition. 11. painos. Pearson Education Limited.
- McArdle, W., Katch, F. & Katch, V. 2015. *Exercise physiology: energy, nutrition, and human performance*. 8. painos. Baltimore, MD: Lippincott Williams & Wilkins.
- McClave, S., Spain, D., Skolnick, J., Lowen, C., Kieber, M., & Wickerham, P. 2003. Achievement of steady state optimizes results when performing indirect calorimetry. *Journal of Parenteral and Enteral Nutrition*, 27, 16–20.
- Melanson, E., Dykstra, J. & Szuminsky, N. 2009. A novel approach for measuring energy expenditure in free-living humans. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 6873–6877.
- Miller, A. & Blyth, C. 1958. Lack of insulating effect of body fat during exposure to internal and external heat loads. *Journal of Applied Physiology* 12 (1), 17–19.
- Müller, M. J., Bosy-Westphal, A., Klaus, S., Kreymann, G., Lührmann, P. M., Neuhäuser-Berthold, M., & Steiniger, J. 2004. World Health Organization equations have shortcomings for predicting resting energy expenditure in persons from a modern, affluent population: generation of a new reference standard from a retrospective analysis of a German database of resting energy expenditure. *The American journal of clinical nutrition* 80 (5), 1379–1390.
- O’Driscoll, R., Turicchi, J., Beaulieu, K., Scott, S., Matu, J., Deighton, K., Finlayson, G., & Stubbs., J. 2018. How well do activity monitors estimate energy expenditure? A systematic review and meta-analysis of the validity of current technologies. *British Journal of Sports Medicine* 54 (6), 1–11.

- O'Driscoll, R., Turicchi, J., Hopkins, M., Horgan, G., Finlayson, G., & Stubbs, J. 2020. Improving energy expenditure estimates from wearable devices: A machine learning approach. *Journal of Sports Sciences* 38 (13), 1496–1505.
- Papazoglou, D., Augello, G., Tagliaferri, M., Savia, G., Marzullo, P., Maltezos, E. & Liuzzi, A. 2006. Evaluation of a multisensor armband in estimating energy expenditure in obese individuals. *Obesity* 14, 2217–2223.
- Pope, Z., Zeng, N., Li, X., Liu, W., & Gao, Z. 2019. Accuracy of commercially available smartwatches in assessing energy expenditure during rest and exercise. *Journal for the Measurement of Physical Behaviour* 2 (2), 73–81.
- Sazonov, E. & Neuman, M. 2014. *Wearable sensors: Fundamentals, implementation and applications*. 1. painos. Elsevier Inc. 131–151.
- Segal, K. 1987. Comparison of indirect calorimetric measurements of resting energy expenditure with a ventilated hood, face mask, and mouthpiece. *The American Journal of Clinical Nutrition* 45, 1420–1423.
- Shcherbina, A., Mattsson, C. M., Waggott, D., Salisbury, H., Christle, J. W., Hastie, T., Wheeler, M. T. & Ashley, E. A. 2017. Accuracy in wrist-worn, sensor-based measurements of heart rate and energy expenditure in a diverse cohort. *Journal of personalized medicine* 7 (2), 3.
- Shimano, K. & Shimano, Y. 2013. Heat transfer analysis in the human abdomen with a focus upon correlation between the amount of visceral fat and skin temperature. *WIT Transactions on Information and Communication Technologies* 45, 197–208.
- Soares, M. & Müller, M. 2018. Resting energy expenditure and body composition: critical aspects for clinical nutrition. *European Journal of Clinical Nutrition*, 72 (9), 1208.
- Wallen, M., Gomersall, S., Keating S., Wisløff U. & Coombes J. 2016. Accuracy of heart rate watches: implications for weight management. *PLoS ONE* 11 (5).
- Weir, J. 1949. New methods for calculating metabolic rate with special reference to protein metabolism. *The Journal of Physiology* 109, 1–9.
- Wilson, D. 1994. Factors affecting the rate and energetics of mitochondrial oxidative phosphorylation. *Medicine & Science in Sports & Exercise* 26 (1).
- Zhu, J., Pande, A., Mohapatra, P., & Han, J. 2015. Using deep learning for energy expenditure estimation with wearable sensors. *17th International Conference on E-health Networking, Application & Services (HealthCom)*, 501–506.