

OCENA PORABE ENERGIJE FIZIČNE AKTIVNOSTI S POSPEŠKOMEROM

Božidara Cvetković, Mitja Luštrek

Department of Intelligent Systems

Jozef Stefan Institute

Jamova 39, 1000 Ljubljana, Slovenia

e-mail: {boza.cvetkovic, mitja.lustrek}@ijs.si

POVZETEK

V prispevku je predstavljena raziskava in preliminarni rezultati iskanja razumnega kompromisa med računsko kompleksnostjo in številom senzorjev ter točnostjo algoritma za oceno porabe energije pri fizični aktivnosti. Rezultati so pokazali, da lahko le z enim pospeškometerom in s kombinacijo enostavnih linearnih regresijskih modelov zmanjšamo povprečno absolutno napako na 1.06 MET in z dvema pospeškometeroma na 0.96 MET glede na splošni regresijski model.

1 UVOD

Vrednotenje porabe energije je pomembno tako v športni, medicinski kot tudi v domeni ambientalne inteligence. Redna in predvsem ustrezna telesna aktivnost je ključnega pomena za zdravje in dobro počutje ljudi vseh starosti [1]. Poznavanje vrednosti porabljene energije je v pomoč definiranju ustrezne vadbe in pri detekciji nepravilnosti v delovanju telesa.

Za oceno porabe energije obstaja več metod a) direktna kalorimetrija, b) indirektna kalorimetrija, c) dvojno označena voda (*ang.* DLW Doubly Labeled Water), d) pisanje dnevnika, e) uporaba pedometrov, f) uporaba srčnega utripa in g) uporaba pospeškometerov.

Metode a), b) in c) so znane po visoki točnosti, vendar za svoje delovanje potrebujejo drago opremo. Uporaba teh metod je omejena ali na določene aktivnosti (direktna kalorimetrija), na poseben ter nadzorovan prostor (indirektna kalorimetrija) ali na zmožnost merjenja povprečne porabe energije od enega do treh tednov aktivnosti (dvojno označena voda). Te metode so zelo okorne in neprimerne za vsakodnevno uporabo.

Ostale metode ne potrebujejo drage opreme, imajo pa nižjo točnost zaradi sebi specifičnih problemov.

Metoda pisanja dnevnika je časovno potratna in nenatančna, vendar z njo pridobimo kontekstualne, kvalitativne in kvantitativne informacije.

Metode z uporabo senzorjev so za uporabnika enostavnejše. Pedometri so pripeti na gležnje in s tem je ocena porabe energije omejena le na aktivnost spodnjih udov. Težava metode srčnega utripa je vpliv različnih faktorjev na frekvenco utripa (psihično stanje, temperatura, nikotin, fizična pripravljenost, starost, spol...). Ocena porabe energije iz signalov pospeškometra je omejena le na tiste

delu telesa, na katerega so pospeškometri pripeti. Točnost ocene je nižja tudi zato, ker ne morejo meriti porabe energije delovanja mišic.

Podatek o vrednosti porabljene energije se najpogosteje izrazi kot metabolični ekvivalent aktivnosti (MET). MET je enota ki označuje količino porabljenega kisika med telesno dejavnostjo. En MET je enak energiji porabljeni pri sedenju.

Cilj naše raziskave je razviti natančen vendar računsko nezahteven algoritem za ocenjevanje porabe energije. Uporabili smo pospeškometre, optimizirali njihovo število, razvili enostavne attribute in poiskali linearno odvisnost s porabo energije.

Nadaljevanje prispevka je organizirano po sledečem zaporedju: v poglavju 2 smo predstavili sorodna dela, pridobivanje podatkov in uporabljene attribute smo predstavili v poglavju 3, eksperimente ter rezultate v poglavju 4 in zaključili s poglavjem 5.

2 PREGLED SORODNIH DEL

S problemom ocenjevanja porabe energije se raziskovalci ukvarjajo že vrsto let in temu primerno obstaja širok spekter pristopov. Te lahko razdelimo na dve večji skupini in sicer na pristope a) ki uporabljajo model človeka in b) ki temeljijo na regresijskih algoritmih.

Metode, ki uporabljajo model človeka temeljijo na hitrosti in poziciji. Ti se določijo z integracijo pospeška, kar pa se izkaže za zelo zahtevno in nenatančno nalogo saj se z integriranjem signala napake hitro seštevajo. Ko se ocenita hitrost in pozicija se uporabijo kinematični modeli za oceno porabe energije [2]. Ni znano, da bi kakšna rešitev z uporabo kinematičnega modela delovala bolje od najboljše rešitve z regresijskimi algoritmi [3].

Regresijski pristopi poiščejo linearno ali nelinearno povezavo med porabo energije in signali, ki jih vrača pospeškometer. Enostavne rešitve uporabljajo en pospeškometer pritrjen na bok ali zapestje uporabnika in linearen regresijski model [4]. V preteklosti se je izkazalo, da je za višjo točnost ocene potrebno uporabiti več regresijskih modelov [5] in kompleksnejše attribute poračunane iz signala pospeškometra Bouten et al. [6] in Crouter et al. [3].

Algoritem Crouter et al. [3], je sestavljen iz dveh korakov: a) klasifikacija aktivnosti v eno od treh kategorij: sedeča

aktivnost, potujoča aktivnost, aktivnost življenjskega stila in b) glede na rezultat klasifikacije se uporabi regresijski model za oceno porabe energije. Pri klasificirani sedeči aktivnosti je ocena porabljene energije vedno enaka 1 MET, potujoče aktivnosti, hoja in tek se ocenita z modelom linearne regresije, ostale aktivnosti življenjskega sloga pa se ocenijo z eksponentnim regresijskim modelom. Težava te metode je, da popolnoma izključuje nekatere vsakdanje aktivnosti (kolesarjenje) in ima slabo oceno porabe energije za aktivnosti, kjer se uporablja zgornji del telesa. Ta težava izhaja iz lokacije pospeškometera, ker je pripet na bok. Uporaba srčnega utripa lahko pomaga bolj točno oceniti porabo energije pri zahtevnih aktivnostih, vendar je sam odvisen od veliko dejavnikov in s tem lahko pride do večje napake, kot pa če bi uporabili le pospeškometer. Berge et al. [7] je razvil algoritem v obliki drevesa, ki uporablja izolirane podatke o srčnem utripu in pospeškometerih. Prva vejitev se izvede na podlagi intenzitete premikanja, naslednja na podlagi srčnega utripa. Listi drevesa vsebujejo regresijske enačbe, ki ocenijo porabo energije. Naša rešitev uporablja tako kinematične modele kot kompleksne attribute za iskanje linearne odvisnosti s porabljeno energijo. Analizirali smo tudi kako srčni utrip vpliva na oceno.

3 MERITVE IN METODA

Izziv ki smo si ga postavili zajema tako optimizacijo števila uporabljenih senzorjev, kot željo po visoki točnosti ocene večjega števila aktivnosti. Rešitev temelji na linearnem regresijskem modelu. Uspešnost rešitve je odvisna od kvalitete in količine podatkov v procesu učenja. Iz zajetih podatkov smo izluščili čim bolj informativne attribute in zgradili regresijski model.

V nadaljevanju bomo predstavili zajete podatke in izbrane attribute.

3.1 PODATKI

Za zajem podatkov smo sestavili seznam 23 scenarijev. Scenariji se med seboj razlikujejo tako po aktivnostih, kot tudi po lokaciji. Delimo jih lahko na tri večje skupine: a) vsakdanje življenje: pisarniško delo, čiščenje, pomivanje tal, spanje, igranje, pometanje, hoja, hoja po stopnicah, b) različno intenzivne vadbe: kolesarjenje, tek, trebušnjaki, skoki in c) zunanje aktivnosti: kolesarjenje, vožnja z avtomobilom, vožnja z dvigalom.

Vsak scenarij je sestavljen iz množice krajših aktivnosti:

VREDNOST MET	INTENZIVNOST AKTIVNOSTI
< 3	Normalna
3 <> 6	Srednja
> 6	Zahtevna

Tabela 1. Delitev intenzivnosti aktivnosti glede na vrednost MET.

stanje, hoja, tek, sedenje, ležanje, na vseh štirih, klečanje, kolesarjenje in tranzicija. Vse aktivnosti so ovrednotene z številom MET. Vrednosti so privzete iz svetovno

ujeljavljene seznama aktivnosti [8]. Tabela 1 prikazuje delitev aktivnosti, glede na intenzivnost. Zajeti podatki vsebujejo aktivnosti od enega do 11 MET-ov.

3.2 ATRIBUTI

Uspešnost regresijskega modela je odvisna tudi od informativnosti izbranih atributov.

Uporabljeni atributi so izpeljani iz pospeška v treh smereh, za vsak uporabljen pospeškometer. Pomemben atribut, ki ga bomo uporabili je najdaljša aktivnost v trenutnem časovnem oknu. Privzeto je, da je prepoznana aktivnost pravilna.

Regresijski modeli v katerih bomo uporabili srčni utrip vsebujejo poleg atributov pospeškometerov tudi povprečni srčni utrip in temperaturo kože v izbranem časovnem oknu. Računanje atributov se izvaja v premikajočem oknu desetih sekund.

Ostali atributi so: povprečna dolžina vektorja, ploščina pod grafom absolutnega pospeška v treh smereh, vsota ploščin vseh smeri, kvadrat ploščine pod grafom absolutnega pospeška v vseh treh smereh, vsota kvadratov ploščin vseh smeri, ploščina pod grafom absolutnega pospeška z odšteto gravitacijo v vseh smereh, število sprememb smeri pospeška v vsaki smeri, vsota vrednosti sprememb smeri pospeška v vsaki smeri, sprememba hitrosti pospeška brez gravitacije v vseh smereh, integral spremembe kinetične energije v vsaki smeri posebej, vsota sprememb kinetične energije vseh smeri.

Izbrani atributi imajo konstantno ali linearno časovno zahtevnost $O(n)$. Kjer se atribut računa posebej v vseh treh smereh je časovna zahtevnost enaka $3*O(n)$.

4 EKSPERIMENT IN REZULTATI

Zajeli smo posnetke petih ljudi (4 moški, 1 ženska) ob izvajanju prej omenjenih 23 scenarijev. Opremljeni so bili s štirimi Shimmer pospeškometeri [9], na prsih, zapestju, stegnu in gležnju ter z oprsnico Zephyr [10], ki meri srčni utrip in temperaturo kože.

Želeli smo ugotoviti katera kombinacija senzorjev vpliva na boljšo točnost ocene energije, zato smo zgradili 15 senzorskih kombinacij, kjer smo spreminjali število in lokacijo senzorjev. Vsem nastalim kombinacijam smo v izolirani množici dodali še srčni utrip in temperaturo kože, kar je skupaj 30 kombinacij. Regresijski model smo iskali s petimi algoritmi. Rezultati točnosti modelov kažejo, da uporaba več senzorjev ne doprinese k točnosti ocene, zato smo se omejili na uporabo enega senzorja ali kombinacijo dveh. Tabela 2 vsebuje rezultate regresijskih algoritmov za podatke enega senzorja. Ovrednoteni so z relativno absolutno napako, ki smo jo dobili s prečnim preverjanjem ene osebe na ostalih štirih.

Pospeškometer na prsih in algoritem REPTree vrmeta najboljši rezultat. Težava tega algoritma je, omjenost napovedi na vrednosti, ki so bile predstavljene algoritmu z učnimi podatki. V realnem življenju bodo uporabniki izvajali aktivnosti, ki jih v učni množici ni, zato smo se odločili da za učni algoritem enega senzorja izberemo

SVR, kadar imamo le podatke pospeškometera in algoritem M5P, kadar imamo na voljo še srčni utrip. Omenjena algoritma zgradita model, ki lahko vrne vrednosti, ki jih algoritem še ni videl.

Privzeli smo da je senzor na prsih vedno prisoten in analizirali kako vpliva dodaten senzor na oceno. Rezultati so predstavljeni v tabeli 3. Ovrednoteni so z relativno absolutno napako, ki smo jo dobili s prečnim preverjanjem ene osebe na ostalih štirih.

	Položaj	LR	SVR	MLP	REPTree	M5P
Srčni utrip	Prsi	44.6	24.7	38.2	18.7	24.2
	Stegno	46.1	26.4	33.8	19.0	41.6
	Gleženj	49.7	29.7	46.8	18.2	30.6
	Zapestje	46.4	26.4	35.4	21.9	38.3
Brez srčnega utripa	Prsi	44.1	26.6	29.5	18.1	28.3
	Stegno	46.0	41.8	29.8	19.7	26.5
	Gleženj	43.7	39.4	29.2	22.8	26.2
	Zapestje	45.0	41.0	25.7	24.6	30.1

Tabela 2. Rezultati regresijskih algoritmov (relativna absolutna napaka) z enim senzorjem in s podatkom o srčnem utripu.

Algoritem REPTree se je znova izkazal za najboljšega, vendar iz omenjenih razlogov je ta neprimeren. Odločili smo se, da za učenje privzamemo algoritem SVR saj je njegova prednost linearni regresijski model, ki ni nagnjen k »prenaučenosti« na učne podatke (*ang.* overfitting).

	Položaj	LR	SVR	MLP	REPTree	M5P
Srčni utrip	Prsi + stegno	43.9	23.3	26.7	19.1	25.1
	prsi + gleženj	48.5	21.0	24.4	16.4	19.1
	prsi + zapestje	44.3	23.3	24.2	24.5	35.2
	Prsi + stegno	42.6	36.5	27.9	20.2	35.0
Brez srčnega utripa	prsi + gleženj	41.2	21.6	23.1	19.2	21.2
	prsi + zapestje	40.6	21.1	41.6	21.4	26.7

Tabela 3. Rezultati regresijskih algoritmov kombinacije dveh senzorjev z in brez srčnega utripa, kjer je privzeto da je senzor na prsih vedno prisoten.

Izbrano imamo lokacijo in število senzorjev, ki jih bomo uporabili pri meritvah točnosti regresijskega modela ocene. Pri uporabi enega senzorja bomo uporabili senzor na prsih, pri dveh pa senzor na prsih in gležnju.

Točnost regresijskega modela smo merili s povprečno absolutno napako (*ang.* Mean Absolute Error) pri prečnem preverjanju ene osebe na ostalih štirih.

Tabela 4 vsebuje rezultate splošnih modelov. *Splošni regresijski model za pospeškometer* vsebuje attribute pospeškometera. *Splošni regresijski model pospeškometer +*

srčni utrip pa poleg atributov pospeškometera vsebuje še srčni utrip in temperaturo kože.

	Prsi (MET)	Prsi + Gleženj (MET)
Splošni regresijski model za pospeškometer	1.7	1.7
Splošni regresijski model za pospeškometer + srčni utrip	1.6	2.2

Tabela 4. Povprečna absolutna napaka prečnega preverjanja splošnih modelov.

Dva senzorja in srčni utrip vrmeta višjo napako. Pri analizi vzroka za napako smo ugotovili da srčni utrip zniža točnost ocene pri normalnih in srednje intenzivnih aktivnostih in izboljša točnost pri zahtevnejših aktivnostih. Testirali smo kakšna je napaka, če uporabimo regresijski model s srčnim utripom le na zahtevnejših aktivnostih. Rezultati so pokazali zmanjšanje napake.

	Prsi (MET)	Prsi + Gleženj (MET)
Splošni regresijski model s pospeškometerom + model po razredu (s srčnim utripom)	1.07	0.989
Splošni regresijski model s pospeškometerom + model po razredu (brez srčnega utripa)	1.06	0.96

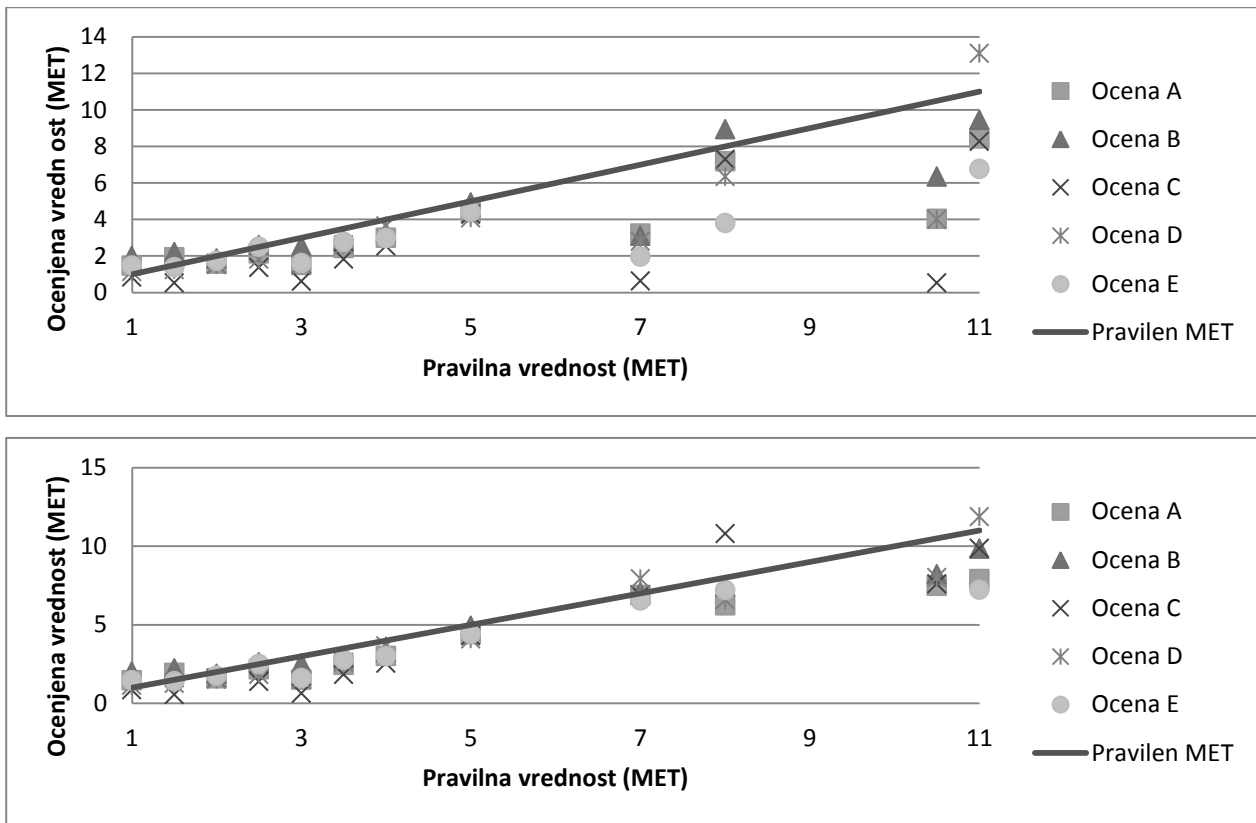
Tabela 5. Povprečna absolutna napaka prečnega preverjanja. Kombinacija splošnega regresijskega modela in modela po razredih.

Из rezultatov je razvidno, da je napaka višja pri aktivnosti, kot sta tek in kolesarjenje. V naslednjem koraku smo uporabili poseben razredni regresijski model za te aktivnosti. Regresijski model smo naučili na izoliranih aktivnostih s srčnim utripom in brez, ter zmerili novo povprečno absolutno napako. Rezultati v tabeli 5 kažejo, da se napaka zniža na 0.96 MET v primeru dveh senzorjev in 1.06 pri enem ter da bistvene razlike med uporabo modela s srčnim utripom ali brez ni. Slika 1 prikazuje zvišanje točnosti pri uporabi razrednih regresijskih modelov.

6 ZAKLJUČEK

V prispevku smo predstavili analizo lokacije in števila pospeškometerov za oceno porabe energije pri fizičnih aktivnostih. Ugotovili smo da če privzamemo da je senzor na prsih vedno na voljo, je kombinacija s senzorjem na gležnju najbolj točna.

Rezultati kažejo, da uporaba srčnega utripa bistveno ne izboljša točnosti ocene, to smo dosegli s kombinacijo splošnega in razrednih regresijskih modelov za kolesarjenje in tek. S to kombinacijo smo zmanjšali povprečno absolutno napako z 1.7 MET-a na 0.96 MET-a.



Slika 1. Graf pravih vrednosti MET v primerjavi z vrednostjo MET ocene. Zgornji graf je rezultat splošnega regresijskega modela brez srčnega utripa. Spodnji graf je rezultat splošnega regresijskega modela brez srčnega utripa, kjer so aktivnosti kolesarjenje in tek ocenjeni s posebnimi razrednimi modeli.

Zaradi linearnosti modelov in linearne časovne zahtevnosti atributov lahko zaključimo, da lahko ta metoda deluje v realnem času na napravah s slabšo procesno enoto, kot je telefon. Nadaljnje delo bo vsebovalo testiranje predstavljenega regresijskega modela na daljših posnetkih, ki bodo zajemali več dni vsakdanjih aktivnosti povprečne osebe. Metodo bomo primerjali z metodo Coruter et al. [3].

Literatura

- [1] Warburton DE, Nicol CW, Bredin SS. Health benefits of physical activity: the evidence. *Canadian Medical Association Journal*.174:801–9, 2006
- [2] Yongwon J., M.W. Jung, J. Kang, H. C. Kim. An Wearable Energy Expenditure Analysis System based on the 15-channel Whole-body Segment Acceleration Measurement, *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the*, pp.3834-3836, 2005
- [3] Crouter, S. E., Clowers, K. G. & Bassett, D. R. A novel method for using accelerometer data to predict energy expenditure. *Journal of applied physiology*. vol. 100, p.p.1324-1331, 2006.
- [4] Nichols J.F., Morgan C.G., Chabot L.E., Sallis J.F., Calfas K.J. Assessment of physical activity with the Computer Science and Applications, Inc., accelerometer: laboratory versus field validation. *Research Quarterly of Exercise and Sport*. vol. 71, 1, p.p. 36-43, 2000.
- [5] Heil, D. P. Predicting activity energy expenditure using the actual activity monitor. *Research quarterly for exercise and sport*. vol. 77, p.p. 64-80, 2006.
- [6] Bouten, C. V., Westerterp, K. R., Verduin, M. & Janssen, J. D. Assessment of energy expenditure for physical activity using a triaxial accelerometer. *Medicine and science in sports and exercise*. vol 26, p.p. 1516-1523, 1994.
- [7] Brage S, Brage N, Franks P.W., Ekelund U, Wong M.Y., Andersen L.B., Froberg K, Wareham N.J. Branched equation modeling of simultaneous accelerometry and heart rate monitoring improves estimate of directly measured physical activity energy expenditure. *Journal of Applied Physiology*, vol. 96, p.p.343-351, 2004.
- [8] Ainsworth B.E., Haskell W.L., Herrmann S.D., Meckes N., Bassett D.R. Jr., Tudor-Locke C., Greer J.L., Vezina J., Whitt-Glover M.C., Leon A.S. 2011 Compendium of Physical Activities: a second update of codes and MET values. *Medicine and science in sports and exercise*. vol.43, p.p. 1575-81, 2011
- [9] Shimmer, <http://www.shimmer-research.com/>
- [10] Zephyr, <http://www.zephyr-technology.com/>