

PENEMPATAN ACCELEROMETER UNTUK PENGENALAN BERBAGAI AKTIFITAS

¹Ilman Himawan Kusumah

¹Program Studi Teknik Elektro

¹Universitas Nusa Putra

¹Jl. Raya Cibolang Kaler No.21 Kab. Sukabumi

e-mail: ¹ilman.himawan@nusaputra.ac.id

Korespondensi : ¹ilman.himawan@nusaputra.ac.id

ABSTRAK

Activities of daily living atau ADL merupakan kunci dalam mengevaluasi perubahan fisik dan profil perilaku setiap orang dari waktu-kewaktu secara umum, terutama untuk usia lanjut dan pasien dengan penyakit tertentu. Accelerometer menjadi alat yang telah banyak dipakai secara luas agar dapat mengklasifikasikan aktifitas, berbagai penempatan sensor dan hubungannya dengan beberapa kelompok aktifitas yang berbeda masih menjadi tantangan untuk dipelajari. Salah satu keterbatasan memakai akselerometer untuk pengenalan aktifitas adalah sering kali sulit memperkirakan penempatan pada tubuh manakah yang dapat memberikan fitur paling sesuai dengan klasifikasi aktifitas tertentu. Tujuan dari studi awal ini adalah untuk membahas penempatan sensor pada tubuh yang paling sering digunakan: pertama untuk mengetahui penempatan akselerometer manakah pada tubuh dalam mengenali berbagai kelompok aktivitas yang berbeda-beda, kedua adalah kombinasi sensor, model dan algoritma manakah yang sesuai untuk mengklasifikasikan berbagai aktifitas.

Kata kunci: *Akselerometer, Penempatan, Aktivitas, Pengenalan, Sensor*

ABSTRACT

Activities of daily living or ADL are key in evaluating the physical changes and behavior profiles of each person over time in general, especially for the elderly and patients with certain diseases. Accelerometer is a tool that has been widely used in order to classify activities, various sensor placements and their relationship to several different groups of activities that are still a challenge to learn. One of the limitations of using accelerometers for activity recognition is that it is often difficult to predict which placement on the body will provide the feature best suited to a particular activity classification. The aim of this initial study is to discuss the most commonly used placement of sensors on the body: first to determine which accelerometer placement on the body recognizes different groups of activity, second is which sensor combinations, models and algorithms are suitable for classifying various activities .

Key words: *Accelerometer, Placement, Activity, Introduction, Sensor*

I. PENDAHULUAN

Sistem perawatan manusia pengenalan ADL (Activity of Daily Living) memiliki permasalahan dalam mengembangkan alat bantu baru, terutama

dalam proses terapi klinis pada perawatan orang tua. Pengukuran dalam proses terapi klinis sangat berperan dalam penilaian ADL dan sebagai salah

satu cara untuk menjelaskan status fungsional dari seseorang^{[1][2][3]}.

Begitu banyak skala pengukuran ADL yang telah ada^[1]. Law dkk, merekomendasikan salah satu pengukuran ADL yaitu Barthel Index. Dalam Barthel Index ADL ada beberapa kegiatan yaitu buang air besar, buang air kecil, berhias, penggunaan toilet, makan, transfer, mobilitas, berpakaian, menaiki tangga, dan mandi^[1]. Oleh karena itu dibutuhkan sistem prototype situasional yang dapat melacak dan memandu orang dengan gangguan kognitif menggunakan embedded sensor untuk pengenalan ADL^[4].

Teknologi MEMS (Micro Electro Mechanical Systems) miniature yang mendorong perkembangan sensor inersia daya rendah, yaitu akselerometer yang dapat dikenakan atau wearable menjadi peranan penting dalam menentukan pemakaian energy metabolic (MET), mengukur parameter langkah, deteksi jatuh, dan deteksi ADL.

Kemajuan terbarunya terutama karena ukurannya kecil, relative murah, dan secara sederhana terintegrasi dengan platform jaringan sensor yang telah ada. Walaupun begitu tes daya ulang menggunakan posisi yang persis sama bisa menjadi sulit untuk dikonfirmasi ketika diaplikasikan pada posisi yang berubah-ubah sehingga menyebabkan sinyal yang diterima menjadi bervariasi. Keterbatasan lainnya adalah bahwa akselerometer saja mungkin tidak cukup untuk memberikan informasi yang kontekstual, perlu dikombinasikan dengan sensor lain seperti mikrofon^[6], giroskop^{[5],[7],[8]} atau sensor elektrodigram (ECG)^[9].

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penempatan Akselerometer

Banyak penelitian tentang penggunaan sensor untuk memonitor aktifitas dan membaca perilaku (behavior profiling), ulasan ini bertujuan untuk membahas berkaitan dengan penempatan sensor yang paling sering digunakan. Penulis

mencari tahu tentang penempatan sensor akselerometer untuk mendeteksi kelompok aktifitas yang berbeda-beda. Salah satu keterbatasan menggunakan akselerometer yang dikenakan untuk pengenalan aktifitas adalah sulitnya memprediksi lokasi mana pada tubuh yang dapat memberikan fitur paling sesuai dengan klasifikasi aktifitas tertentu seperti pada table I. untuk aplikasi praktis, permasalahan menjadi lebih sulit dalam menentukan penempatan sensor yang sesuai dan adanya permasalahan pada kesesuaian subjek sebagai pemakai. Oleh karena itu penting untuk menyadari bahwa masalah penempatan sensor masih jauh untuk dapat diselesaikan^[10]. Penulis telah mengkategorikan penempatan sensor akselerometer di lima lokasi berbeda untuk memudahkan.

2.2 Kepala

Penempatan sensor akselerometer pada kepala biasanya spesifik pada lokasi telinga. Pada telinga, pemasangan ada pada head-phones atau head-worn. Selain penempatan ditelinga belum ditemukan studi pada posisi lain, hal ini mungkin dikarenakan penempatan ini dapat mengganggu aktifitas yang dilakukan sehari-hari. Seperti ditunjukkan pada studi dalam meneliti deteksi langkah pada anggota gerak yang melemah dimana sensor head-worn menjadi lokasi yang optimal untuk fitur deteksi langkah daripada menggunakan penempatan pada lokasi kaki^[10].

2.3 Tubuh atas

Akselerometer ditempatkan pada dada, tulang dada, pinggang kiri, atau kanan pada bagian tubuh atas atau pada batang tubuh atau badan. Permasalahan muncul ketika akselerometer ditempatkan pada pinggang seorang wanita hal ini dikarenakan wanita tidak selalu memakai ikat pinggang begitupun dengan bagian tubuh atas lain dengan masalah yang berbeda.

2.4 Anggota gerak atas (lengan)

Pada anggota gerak bagian atas, akselerometer ditempatkan pada lengan dan pergelangan tangan. Pada beberapa penelitian penempatan dilengan dikarenakan aktivitas sehari-hari sering menggunakan jam tangan pada lengan. Penelitian menggunakan jam tangan pintar menjadi populer setelah produk ini banyak tersedia built-in dengan akselerometer dan giroskop didalamnya.

2.5 Tubuh bawah

Panggul termasuk pada penempatan sensor akselerometer yang sering dipelajari pada beberapa penelitian. Pergerakan dari tubuh bagian bawah relatif diam ketika duduk. Berbeda dengan pinggang sebagai tubuh bagian atas, panggul sedikit lebih rendah.

2.6 Anggota gerak bawah (kaki)

Paha, lutut, dan pergelangan kaki berada di anggota gerak bagian bawah atau kaki. Penempatan akselerometer pada kaki dilakukan pada aktivitas level menengah sampai tinggi. Karena gerakan kaki lebih besar dari gerakan pada aktifitas lain.

Tabel 1. Penempatan Akselerometer Pada Tubuh Untuk Pengenalan Aktivitas Dan Kombinasi Sensornya

Referensi	Penempatan Akselerometer	Kombinasi Sensor
Louis dkk[10]	Telinga, dada, lengan, pergelangan tangan, pinggang, lutut, dan pergelangan kaki	Akselerometer 3sumbu ADXL330
Robert C dkk[5]	Tulang dada dan kedua paha	Akselerometer tiga sumbu dan giroskop tiga sumbu
Tatsuhiro dkk[9]	Dada kiri	Akselerometer tiga sumbu dan elektrokardiograf
J.Parkka dkk[7]	Pergelangan kaki, pergelangan tangan, dan panggul	Akselerometer tiga sumbu dan giroskop
Liang D dkk[11]	Batang tubuh, paha, lengan	Akselerometer dua sumbu MTS310
Omar A dkk[8]	Pergelangan kaki dan paha, pinggang, tulang dada dan kepala	Tujuh sensor inersia Akselerometer tiga sumbu dan giroskop tiga sumbu
Miikka E dkk[12]	panggul, pergelangan kaki kiri dan pergelangan tangan kiri	Akselerometer tiga sumbu dan informasi GPS
Andrea M dkk[13]	paha kanan dalam posisi lateral, di tengah-tengah antara panggul dan lutut	Akselerometer tiga sumbu
Bobak M dkk[14]	Pergelangan tangan kiri	akselerometer dan giroskop pada Samsung Galaxy Gear

2.7 Pengenalan Aktifitas

Penempatan sensor secara praktik memainkan peranan penting dalam klasifikasi aktifitas level rendah secara akurat, dimana secara khusus sangat sulit dideteksi^[15]. Contohnya sensor pada headworn bisa gagal dalam mendeteksi aktifitas yang melibatkan gerakan lutut dan gerakan tangan. Selain itu untuk tujuan meminimalkan jumlah sensor yang dikenakan, kemampuan dari penempatan tertentu menjadi penting untuk mengklasifikasikan serangkaian aktifitas berbeda. Contoh selanjutnya ketika dikenakan pada tangan, mampukah membedakan berjalan dan berlari walaupun jalan tengahnya pada panggul pun merupakan pilihan yang baik?.

Orang tua atau pasien setelah operasi tidak bisa diminta mengenakan banyak sensor untuk waktu jangka panjang. Kebutuhan praktis untuk pemantauan dirumah lebih baik jika sensor berbentuk kecil dan ringan tetapi dapat memaksimalkan informasi informasi yang dibutuhkan. Hal ini akan meningkatkan daya pakai dan menghindari cara pelabelan manual dari aktifitas yang berbeda-beda, seperti yang diadopsi oleh sistem saat ini.

Semua permasalahan yang telah disebutkan sebelumnya menunjukan kebutuhan untuk mengetahui penempatan sensor untuk pengenalan aktifitas. Tujuan dari review ini adalah untuk membahas penempatan sensor pada tubuh yang paling sering digunakan: pertama untuk mengetahui penempatan akselerometer manakah pada tubuh dalam mengenali berbagai kelompok aktifitas yang berbedabeda, kedua adalah kombinasi sensor, model dan algoritma manakah yang sesuai untuk mengklasifikasikan berbagai aktifitas. Hasilnya akan menunjukan kerangka kerja yang digunakan dalam memilih serangkaian fitur dari semua penempatan sensor yang paling tepat dari setiap kelompok aktifitas.

Aktifitas telah diklasifikasikan kedalam 4 kelompok aktifitas utama seperti pada compendium of physical activity^[16]. Pada^[16], aktifitas diklasifikasikan berdasarkan tingkat

pemakaian energi untuk mendapatkan sistem pengkodean yang mampu membandingkan secara langsung dengan penelitian lain. Jumlah pemakaian energi sangat penting dalam pemantauan jangka panjang, dimana dokter dapat mengamati aktifitas dan energi yang dikeluarkan dari waktu ke waktu^[10].

Berdasarkan referensi compendium of physical activity untuk mengkuantifikasi beberapa jenis aktifitas fisik dari perilaku manusia yaitu aktifitas duduk dari 1,0-1,5 MET, intensitas ringan dari 1,6-2,9 MET, intensitas sedang 3-5,9 MET, dan intensitas tinggi ≥ 6 MET. Compendium ini telah diterjemahkan dalam berbagai bahasa dan telah dikutip dari laporan pedoman aktifitas fisik US 2008 sebagai referensi untuk mengkuantifikasi jumlah energi dari aktifitas fisik^[17].

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tingkat Rendah

Untuk menyederhanakan permasalahan utama, beberapa kegiatan telah diidentifikasi dengan 5 digit kode yang berbeda yang digabung menjadi satu kode dengan aktifitas tertentu dan dilengkapi dengan deskripsi yang lebih detail dari aktifitas tersebut. Contoh kode 11125 custodial work, dijelaskan sebagai aktifitas daya ringan seperti membersihkan wastafel dan toilet, membersihkan debu, dan bersih-bersih ringan^[17]. Penulis mengelompokkan aktifitas daya ringan sebagai aktifitas tingkat rendah.

3.2 Tingkat Menengah

Selanjutnya kode 11126, custodial work, dijelaskan sebagai aktifitas daya sedang seperti menggunakan vakum listrik dilantai, mengepel, membuang sampah, dan memvakum debu. Aktifitas tercantum dalam kode 11125 dan 11126 yang memiliki kode tersendiri pada tahun compendium tahun 2000 tetapi penulis mengkombinasikannya dengan kompendium 2011^[17]. Penulis mengelompokkan aktifitas daya sedang sebagai aktifitas tingkat menengah.

3.3 Tingkat Tinggi

Dalam compendium aktifitas spesifik dirancang untuk memberikan informasi secara kualitatif juga seperti disebutkan sebagai aktifitas daya kuat yaitu bersepeda perlahan, berjalan atau berlari cepat (mph). atau spesifik dalam konteks aktifitas yang sama^[17]. Penulis mengelompokkan aktifitas daya kuat sebagai aktifitas tinggi.

3.4 Transisi

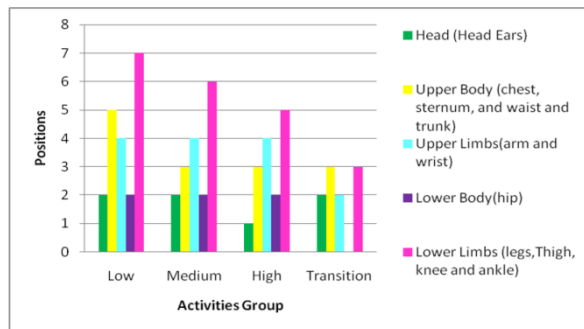
Untuk membuat kelompok aktifitas terstandar dan sesuai ADL, penulis membuat kelompok tambahan yaitu aktifitas transisi, seperti berbaring ke bangun atau sebaliknya. Meskipun kegiatan transisi pada umumnya diabaikan dalam penelitian kegiatan aktifitas sehari-hari. Hal ini dimaksudkan agar dapat mengamati pola kegiatan yang kurang diperhatikan yang dapat diindikasikan sebagai perubahan perilaku dalam kesehatan seperti setelah operasi atau pada proses pemulihannya^[10].

Tabel 2. Daftar Review Berdasarkan Kelompok Aktifitas Seperti Pada Compendium Aktifitas Fisik^[16].

Referensi	Kelompok Aktifitas			
	Tingkat Rendah	Tingkat Menengah	Tingkat Tinggi	Transisi
Louis dkk ^[10]	Lying down, Preparing Food, Eating, and Drinking, Socialising, reading, getting dressed	walking in a corridor, treadmill walking at 2Km/h, vacuuming, wiping tables	running in corridor, running at 7km/h, cycling	sitting down and getting up (repeat 5 times) lying down and getting up (repeat 5 times)
Robert C dkk ^[5]	sitting, standing and lying, walking at comfortable, slow and fast speeds,	walking slow speeds	walking fast speeds	functional activities (e.g. sit-to-stand and stand-to-sit), activity duration and step frequency
Tatsuhiko dkk ^[9]	Walking, Rest	-	Strength training	-
J.Parkka dkk ^[7]	ironing, vacuuming, walking	Running	cycling on exercise bicycle (ergometer)	-
Liang D dkk ^[11]	ambulatory activities (standing, swing legs, sitting, lying, leaning body)	-	-	-
Omar A dkk ^[8]	slips, trips, misstep while walking, and hit and bump by another	picking up an object from the ground, ascending and descending stairs	-	incorrect transfer while rising from sitting to standing
Mukka E dkk ^[12]	lying down, sitting and standing, walking, rowing	running, cycling with an exercise bike, with a rowing machine	playing football, Nordic walking and cycling with a regular bike	-
Andrea M dkk ^[13]	sit, stand	cycle, walk, run	speed estimation for walk (run)	-
Bobak M dkk ^[14]	-	Shoulder Lateral Raises	Jumping Jacks	Bicep Curls, Crunches, Push Ups,

3.5 Penempatan Sensor dari Setiap Kelompok Aktivitas

Tujuan dari pembahasan bagian ini adalah untuk mengetahui penempatan setiap sensor manakah yang paling sering digunakan dalam membedakan setiap kelompok kegiatan. Dalam hal ini, penulis menggunakan klasifikasi one-versus -one untuk setiap penempatan sensor dan setiap kelompok aktifitas dimana penempatan sensor ada dalam 5 kelompok sedangkan aktifitas ada dalam 4 kelompok seperti pada Gambar.1.



Gambar 1. Jumlah Penempatan sensor yang digunakan dalam setiap kelompok aktifitas

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Bayesian classifier and Gaussian distributions

Dalam makalah Louis dkk [10], mereka menggunakan pengkalsifikasian untuk mengetahui kecepatan karena setelah digabungkan subjek yang diteliti memiliki data yang relatif besar, untuk alasan inilah mereka menggunakan KNN (K-nearest neighbor) dengan nilai berbeda untuk menilai pengaruh dari titik luar atau nilai percobaan gagal. Pengkalsifikasian Bayesian pun digunakan dimana distribusi Gaussian dipilih untuk memodelkan probabilitas kelas utama dan kelas berikutnya yaitu dari titik yang menjadi kelas dihitung sebagai berikut :

$$P(C_k|x) = \alpha P(x|C_k)P(C_k). \quad (1)$$

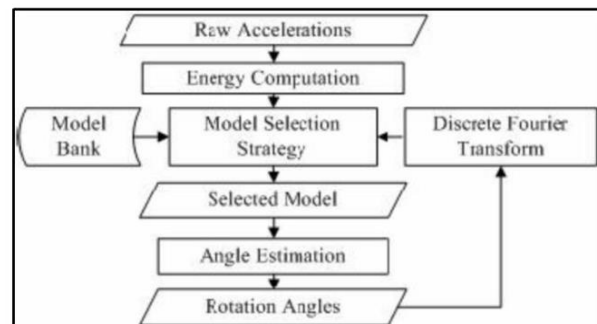
Normalisasi konstanta dinyatakan sebagai sebagai total jumlah kelas K sebagai berikut:

$$\alpha = \frac{1}{\sum_{k=1}^K P(x|C_k)P(C_k)}. \quad (2)$$

4.2 Akselerometer multimodel [11]

Konversi pengukuran dengan akselerometer kedalam sudut rotasi menjadi inti dari sistem ini. Proses alur kerja Akselerometer multi-model digambar pada Fig. 2. Energi dari percepatan input pertama-tama dihitung, selanjutnya menggunakan strategi pemilihan model dan model pergerakan dipilih dari bank model. Sudut rotasi kemudian diperkirakan dalam modul estimasi sudut.

Spektrum dari rotasi sudut diperoleh dengan menggunakan DFT (discrete fourier transform) dan diumpankan kembali ke strategi pemilihan model. Dalam sistem ini pemilihan model dan modul estimasi sudut berperan penting dalam pengenalan aktifitas. Dalam sistem ini empat kelompok didefinisikan berdasarkan fitur temporal dan statis dari berbagai pergerakan segmen tubuh yaitu, postur statis, pergerakan minor, pergerakan dan pergerakan periodik. Postur statis menunjukkan bahwa segmen tubuh tidak sedang bergerak, sinyal percepatan hampir terlihat datar. Contohnya berdiri diam, duduk diam, dan berbaring diam.



Gambar 2. Diagram alir dari sistem pengenalan aktifitas menggunakan akselerometer multi-model

Pergerakan minor menunjukkan segmen tubuh melakukan gerakan kecil seperti mengetik atau makan. Sinyal percepatan secara umum datar dengan fluktuasi kecil. Selanjutnya pergerakan

yaitu sebagai kegiatan yang lebih intensif pergerakannya dari pada pergerakan minor dikarenakan sinyal memiliki perubahan besar. Kebanyakan aktifitas sehari-hari yang melibatkan kekuatan tubuh termasuk kedalam kategori pergerakan. Pergerakan periodik menunjukkan gerakan berulang. Bentuk sinyal membentuk sinyal periodik. Berjalan dan aktifitas latihan seperti bersepeda, pushup dan sit up termasuk kedalam pergerakan periodik.

4.3 SVM (Support Vector Machine) [8]

O. Aziz dkk menggunakan SVM (Support Vector Machine) yang implementasinya dalam LIBSVM (library SVM) dengan kernel RBF (Radial Basis Function) agar dapat membedakan near-falls dari ADL. Fitur fiturnya dibagi menjadi rangkaian latihan dan uji dengan ukuran kegiatan yang sama dengan memilih 5 subjek pertama pada rangkaian latihan dan 5 subjek pertama pada rangkaian uji. SVM menyusun bidang hyper atau rangkaian bidang tinggi hyper atau dimensi ruang tak hingga yang dapat digunakan untuk pengklasifikasian. Tetapi keefektifan dari SVM bergantung pada pemilihan kernel dan parameter kernel itu sendiri. Mereka menggunakan SVM dengan RBF kernel yang membutuhkan 2 parameter yaitu C dan γ . Kombinasi terbaik dari C dan γ telah dipilih menggunakan grid-search dengan urutan pertumbuhan eksponensial dari C dan γ (yaitu C $\in \{2^{-5}, 2^{-4}, \dots, 2^{-14}, 2^{-15}\}$; and $\gamma \in \{2^{-15}, 2^{-14}, \dots, 2^{-2}, 2^{-3}\}$). Setiap kombinasi parameter yang dipilih telah diperiksa menggunakan 10 fold crossvalidation dan parameter dengan validasi terbaik yang diambil.

Model final selanjutnya digunakan untuk mengklasifikasikan data uji yang telah dilatih pada rangkaian latihan menggunakan parameter yang telah dipilih tadi. Prosedur ini dilakukan pada data dari setiap sensor untuk setiap kemungkinan kombinasi 2, 3, 4, 5 dan 6 sensor. Dalam kasus ini dihitung sensitifitas dan spesifikasi sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Sensitivity} &= \frac{\text{TruePositive}}{\text{TruePositive} + \text{FalseNegative}} \\ \text{Specificity} &= \frac{\text{TrueNegative}}{\text{TrueNegative} + \text{FalsePositive}} \end{aligned} \quad (3)$$

Mereka menemukan bahwa algoritma SVM menunjukkan sensitifitas dan spesifikasi yang baik untuk membedakan nearfalls dari ADL dengan berbagai kombinasi sensor.

4.4 Custom decision tree; automatically generated decision tree; artificial neural network (ANN); and hybrid model [7]

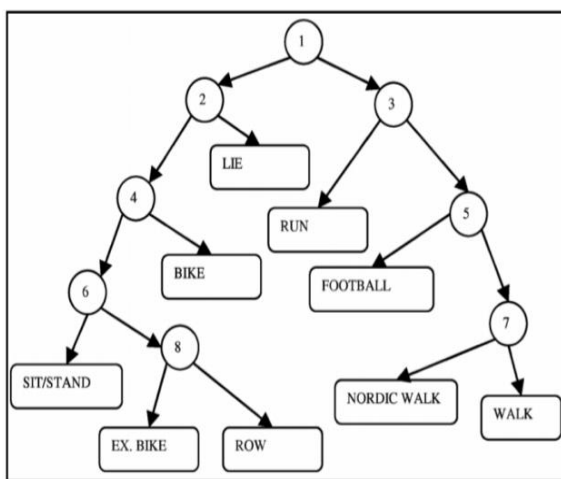
Custom decision tree: dalam custom decision tree, setiap keputusan dibuat menggunakan mekanisme thresholding sederhana[6]. Struktur dari pohon dibangun menggunakan pengetahuan apriori dan pemodelan intuitif dari aktifitas yang berbeda. Pohon diperoleh dengan memiliki delapan titik keputusan biner. Struktur dari pohon digambarkan seperti pada in Fig. 3. Pertanyaan spesifik dapat dimasukkan pada setiap nomor keputusan : a) melangkah? b) berbaring? c) berlari? d) bersepeda? e) bermain sepak bola? f) berolah raga dalam ruangan? g) berjalan Nordic? h) dayung? Pohon dibuat sehingga "berjalan" dan "duduk / berdiri" adalah kelompok default untuk aktivitas apapun. decision tree yang tidak dikenal seperti jika melangkah terdeteksi, tetapi bukan karakteristik dari berlari atau berjalan nordic. Aktifitas dideteksi sebagai kelompok "berjalan". Begitupun jika tidak ada gerakan langkangkah terdeteksi dan tidak ada karakteristik dari berbaring, bersepeda atau mendayung berarti aktifitas dideteksi sebagai duduk/berdiri.

Automatically generated decision tree : pengambilan keputusan secara otomatis digunakan untuk membandingkan seberapa baik pohon keputusan dan kinerja struktur yang dibuat manusia dengan klasifikasi otomatis. Pohon di buat menggunakan Matlab Matlab (MathWorks, Inc., Natick, MA) fungsi toolbox statistik "treefit".

Artificial neural network (ANN) : sebuah persepsi berlapis dengan lapisan tersebunyi 15 titik dan dengan resilient back propagation sebagai algoritma latihan yang digunakan sebagai klasifikasi ANN.

Model hybrid : sebagai metode baru, mereka menggabungkan kualitas terbaik dari model custom decision tree dan neural networks. Hasil pengamatan menunjukkan bahwa meskipun penerapan pengetahuan apriori kedalam struktur pengklasifikasian meningkat secara umum, model ini juga menghasilkan cara yang lebih sederhana dengan penurunan akurasi pengenalan di beberapa aspek. Dengan tujuan untuk mencapai model yang dapat menggabungkan properti terbaik pengenalan aktifitas dari pengetahuan apriori manusia dengan properti klasifikasi nonlinear akurat dari ANN.

Pada model hybrid keputusan dengan thresholding sederhana membuat setiap keputusan pada setiap custom decision tree (Fig. 3) yang digantikan dengan jaringan persepsi multilayer (ukuran 7:5:1). Setiap titik memberikan nilai keluaran antara 0 sampai satu. Nilai 0.5 dianggap sebagai batas keputusan ketika memilih cabang pohon untuk dilanjutkan.



Gambar 3. Diagram alir dari sistem pengenalan aktifitas menggunakan akselerometer multi-model

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Makalah ini menyajikan ulasan tentang penempatan tertentu dari akselerometer yang digunakan untuk mengenal aktifitas sehari-hari. Setiap penempatan memiliki keuntungan dan kerugian tersendiri dalam pengenalan aktifitas sebagai kompensasinya kombinasi sensor seperti ECG dan giroskop digunakan. Mengingat setiap kelompok aktifitas yang berbedabeda penulis mendapatkan hasil yang diharapkan yaitu penempatan optimal yang paling banyak digunakan untuk aktifitas tingkat tinggi adalah pada sensor di lutut (anggota gerak bawah). Setelah itu penempatan sensor yang terpilih adalah pada telinga dan lengan tanpa tingkat kesalahan yang besar dalam klasifikasinya (bayesian dan gaussian)^[10].

Hal ini menunjukkan bahwa penempatan sensor pada pergelangan tangan (anggota gerak atas) memiliki peringkat lebih rendah dikarenakan relatif tidak memiliki posisi yang tetap seperti pada lengan dan telinga pada jenis aktifitas menengah. Untuk aktifitas transisi yang mengandalkan gerakan kaki dan perubahan postur dipilih yaitu penempatan antara dada (tubuh atas) dan lutut (anggota gerak bawah). Sekali lagi penempatan pada pergelangan tangan tidak terlalu digunakan, hal ini mungkin karena tidak merefleksikan pergerakan transisi seperti pada penempatan lutut dan dada. Dari keseluruhan dari makalah yang telah diulas, penempatan sensor paling banyak digunakan untuk setiap kelompok aktifitas, terutama pada aktifitas tingkat rendah dan transisi yang di deskripsikan sebagai aktifitas daya ringan dan tidak terlalu bergerak yaitu penempatan pada anggota gerak bawah. Model untuk pengklasifikasian aktifitas cukup banyak namun klasifikasi yang sering digunakan adalah klasifikasi bayesian, akselerometer multimodel, decision tree, ANN, dsb.

5.2 Saran

Kedepan, penelitian selanjutnya harus dapat memberikan informasi tentang penempatan sensor yang dipilih ketika satu tempat saja yang ditanyakan, terutama pada monitor jangka panjang. Contoh jika sekelompok atlet yang sehat harus dimonitor konfigurasi sensor yang dipilih harus pada kelompok aktifitas tingkat tinggi, tetapi disisi lain pasien pasca operasi dengan aktifitas tingkat rendah pun harus dapat diamati dengan konfigurasi sensor kelompok aktifitas tingkat rendah.

DAFTAR PUSTKA

- [1] M. Law and L. Letts, "A Critical Review of Scales of Activities of Daily Living", *American Journal of Occupational Therapy*, vol. 43, no. 8, pp. 522-528, 1989.
- [2] R. Bucks, D. Ashworth, G. Wilcock And K. Siegfried, "Assessment of Activities of Daily Living in Dementia: Development of the Bristol Activities of Daily Living Scale", *Age and Ageing*, vol. 25, no. 2, pp. 113-120, 1996.
- [3] Y. Hong, I. Kim, S. Ahn and H. Kim, "Activity Recognition Using Wearable Sensors for Elder Care", 2008 Second International Conference on Future Generation Communication and Networking, 2008.
- [4] S. Stein and S. McKenna, "Accelerometer Localization in the View of a Stationary Camera", 2012. Ninth Conference on Computer and Robot Vision, 2012.
- [5] R. Wagenaar, I. Sapir, Yuting Zhang, S. Markovic, L. Vaina and T. Little, "Continuous monitoring of functional activities using wearable, wireless gyroscope and accelerometer technology", 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2011.
- [6] T. Choudhury, G. Borriello, S. Consolvo, D. Haehnel, B. Harrison, B. Hemingway, J. Hightower, P. Klasnja, K. Koscher, A. Lamarca, J. Landay, L. Legrand, J. Lester, A. Rahimi, A. Rea and D. Wyatt, "The Mobile Sensing Platform: An Embedded Activity Recognition System", *IEEE Pervasive Computer.*, vol. 7, no. 2, pp. 32-41, 2008.
- [7] J. Parkka, M. Ermes, K. Antila, M. van Gils, A. Manttari and H. Nieminen, "Estimating Intensity of Physical Activity: A Comparison of Wearable Accelerometer and Gyro Sensors and 3 Sensor Locations", 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007.
- [8] O. Aziz, E. Park, G. Mori and S. Robinovitch, "Distinguishing near-falls from daily activities with wearable accelerometers and gyroscopes using Support Vector Machines", 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2012.
- [9] T. Fujimoto, H. Nakajima, N. Tsuchiya, H. Marukawa, K. Kuramoto, S. Kobashi and Y. Hata, "Wearable Human Activity Recognition by Electrocardiograph and Accelerometer", 2013 IEEE 43rd International Symposium on Multiple-Valued Logic, 2013.
- [10] L. Atallah, B. Lo, R. King and G. Yang, "Sensor Positioning for Activity Recognition Using Wearable Accelerometers", *IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst.*, vol. 5, no. 4, pp. 320-329, 2011.
- [11] L. Dong, J. Wu and X. Chen, "A Body Activity Tracking System using Wearable Accelerometers", *Multimedia and Expo*, 2007 IEEE International Conference on, 2007.
- [12] M. Ermes, J. Parkka, J. Mantyjarvi and I. Korhonen, "Detection of Daily Activities and Sports With Wearable Sensors in Controlled and Uncontrolled Conditions", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 12, no. 1, pp. 20-26, 2008.

- [13] A. Mannini and A. Sabatini, "On-line classification of human activity and estimation of walk-run speed from acceleration data using support vector machines", 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2011.
- [14] B. Mortazavi, M. Pourhomayoun, G. Alsheikh, N. Alshurafa, S. Lee and M. Sarrafzadeh, "Determining the Single Best Axis for Exercise Repetition Recognition and Counting on SmartWatches", 2014 11th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2014.
- [15] C. Bouten, K. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde and J. Janssen, "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 44, no. 3, pp. 136-147, 1997.
- [16] B. Ainsworth, W. Haskell, M. Whitt, M. Irwin, A. Swartz, S. Strath, W. O'Brien, D. Bassett, K. Schmitz, P. Emplainscourt, D. Jacobs and A. Leon, "Compendium of Physical Activities: an update of activity codes and MET intensities", Medicine & Science in Sports & Exercise, vol. 32, no., pp. S498-S516, 2000.
- [17] B. Ainsworth, W. Haskell, S. Herrmann, N. Meckes, D. Bassett, C. TudorLocke, J. Greer, J. Vezina, M. Whitt-Glover and A. Leon, "2011 Compendium of Physical Activities", Medicine & Science in Sports & Exercise, vol. 43, no. 8, pp. 1575-1581, 2011.