

Neintruzivna identifikacija padcev s pomočjo pametnih tal

NIKI HROVATIN*

UP-FAMNIT

89182031@student.upr.s

20 avgust 2020

Povzetek

Padci so pri starostnikih pogosti pojav in veljajo za vodilni vzrok poškodb oseb nad 65 letom starosti. Ob padcu je potrebno nuditi takojšnjo pomoč pri tem je potrebno v čim krajšem času zaznati padec, ampak v nekaterih primerih se oseba tako hudo poškoduje, da ne utegne klicati na pomoč in padec je prepozno opažen ter oseba doživi dodatne poškodbe zaradi dodatnega časa. V prispevku bo predstavljen sistem za identifikacijo padcev osnovan na prototipu tal z vgrajenimi senzorji pritiska. Predstavili bomo neintruzivnost sistema, že obstoječe rešitve, ki slonijo na senzorski tehnologiji vgrajeni v tleh. Predstavljen bo proces zbiranja podatkov in evalvacija modelov strojnega učenja, ki omogočijo identifikacijo padca.

I. UVOD

Padci so pri starostnikih pogosti pojav in veljajo za vodilni vzrok poškodb oseb nad 65 letom starosti, kot opisano v [1] tretjina oseb nad 65 letom in polovica oseb nad 85 letom doživi letni padec. Pri starostnikih padec je kritični dogodek, ki lahko ima smrtonosne posledice oziroma lahko povzroči hude telesne poškodbe[8] pri tem lahko povzroči dramatične psihološke posledice, katere reducirajo neodvisnost oškodovane osebe[5]. Zaradi omenjenih vzrokov je dogodek padca zelo aktualen problem, pri tem pa je postavljena velika pozornost na zaznavo padca, saj velika večina ostarelih oseb ob padcu se ne utegne samostojno postaviti v

začetni pokončni položaj in potrebuje takojšnjo pomoč. V članku [4] je bila pokazana odvisnost med preteklim časom od padca do intervencije in stopnje poškodbe osebe.

V prispevku bo predlagan sistem, ki omogoči neintruzivno identifikacijo padcev, da bi lahko v čim krajšem času nudili pomoč osebi in tako preprečili dodatne poškodbe zaradi minulega časa. Sistem je namenjen za ostarele osebe oziroma za bolnike bolnice ali posebne centra za zdravljenje, kjer pacienti so motorično omejeni, imajo hude patologije kot Alzheimer ali so podvrženi epileptičnim napadom, ki lahko povzročijo padec in nujo po takojšnji pomoči. Tak primer bolnika zahteva stalen nadzor ampak velika večina obstoječih sistemov za nadzor bolnikov je osnovana na zelo intruzivnih principih in lahko negativno vpliva na počutje nadzorovane osebe. V naslednjih poglavjih bo najprej predstavljen sistem, ki omogoči identifikacijo padcev, nato bo predstavljen proces zbiranja podatkov in problematika vezana s simulacijo padcev, ter na koncu prispevka bodo predstavljeni modeli strojnega učenja uporabljeni za identifikacijo padcev.

II. NEINTRUZIVNA IDENTIFIKACIJA PADCEV

Neintruzivnost sistema je obravnavana tako iz podatkov, ki jih sistem zajema od okolja in nadzorovane osebe, kot iz počutja stalnega nadzora, ki lahko ustvari sistem v nadzorovani osebi. Ob pregledu področja identifikacije padcev smo opazili, da velika večina obstoječih

*Niki Hrovatin UP-FAMNIT raziskovalni seminar

rešitev za identifikacijo padcev sloni na zelo intruzivnih principih kateri so lahko zelo moteči za nadzorovane osebe.

Največ obstoječih prispevkov za identifikacijo padcev je osnovanih na nosljivi tehnologiji. Nosljiva tehnologija nudi veliko prednosti nad ambientno tehnologijo, saj je lahko nošena kamorkoli in tudi stroški za sistem osnovan na nosljivi tehnologiji so nizki v primeru s ambientno tehnologijo. Pri tem je nosljiva tehnologija tesno vezana na uporabnika, saj jo mora stalno nositi ob vsaki situaciji drugače postane neuporabna. In ker nevarne situacije so nepričakovane se lahko zgodi, da ostarela oseba doživi padec ravno kar, ko ne nosi sistema za identifikacijo padcev. Drugi problem vezan na nosljivo tehnologijo je ta, da uporabnik mora sam skrbet za pravilno delovanje sistema in v primeru sistema osnovanega na pametnem telefonu je to lahko problematično zaradi potrebe po vzdrževanju telefona, tako polnjenja baterije, kot problematike vezane z posodobitvijo in upravljanjem pametnega telefona. Na podlagi teh opazkov lahko zaključimo, da nosljiva tehnologija ni primerna za razvoj našega sistema, ker je zelo intruzivna in moteča za uporabnika.

Ambientna tehnologija za identifikacijo padcev je osnovana na različnih senzorskih tehnologijah, ter je samoumevno, da slikovni senzorji ne pridejo v poštev pri razvoju neintruzivnega sistema, saj tak sistem spremlja aktivnost osebe na podlagi kamer, ki povzročijo v nadzorovani osebi visok vtis intruzivnosti in stalnega nadzora. Akustični senzorji so tudi preveč intruzivni saj stalno poslušajo zvočne signale in tako lahko ustvarijo v nadzorovani osebi nek občutek prisluškovanja in intruzivnosti. Radarski in ultrazvočni senzorji so zelo stroškovno zahtevne tehnologije in tudi oblika samih senzorjev je zelo podobna kameram, kar lahko povzroči vtis intruzivnosti in stalnega nadzora v osebi.

Kategorija senzorjev vgrajenih v tleh je najbolj obetavna za neintruziven sistem, ki omogoči identifikacijo padcev. Tak sistem ni v direktnem stiku z nadzorovano osebo, saj so senzorji vgrajeni v tleh. Na podlagi tega lahko

izjavimo, da tak pristop identifikacije padcev ni intruziven, saj ko se oseba premika po sobi se sploh ne zave, da hodi po tleh z vgrajenimi senzorji. Sistem je tudi zelo varen in ohrani zasebnost nadzorovanih oseb, saj signal zaznan od senzorjev je v obliki sile oziroma vibracij in ne omogoči enostavnega načina za enolično identifikacijo osebe.

III. IDENTIFIKACIJA PADCEV NA OSNOVI SENZORJEV VGRAJENIH V TLEH

Veliko raziskav je bilo že izpeljanih v okviru identifikacije padcev na osnovi senzorjev vgrajenih v tleh in rešitve v tem področju so bile osnovane na raznih tehnoloških konceptih. V članku [3] je bil predstavljen sistem osnovan na plastičnem optičnem vlaknu, ki preko merjenja deformacije optičnih vlaken skuša razlikovat padec od običajne dnevne aktivnosti. V tem sistemu je padec identificiran preko zaznavanja ležeče poze, kar lahko privede do obveščanja napačnih pozitivnih zaznavanj oziroma se lahko pojavi problem, da sistem identificira nek položen predmet, kot padec.

Piezoelektrični senzorji oblike traku širine 60cm in variabilne dolžine so bili razviti v [6]. Sistem deluje tako, da ko neka sila pritisne na senzor, ta generira električni signal, ki ga procesna enota analizira in iz njega izvleče lastnosti. Signal je nato klasificiran kot padec ali običajna dnevna aktivnost z uporabo metode podatkovnega rudarjenja naključni gozd (ang. Random Forest). Omenjen pristop je učinkovito zaznal padce ampak je podvržen problematiki napačne klasifikacije negativnih primerov, saj sistem ne zaznava prostorske informacije padca, katera je ključnega pomena za razlikovanje padca od istočasne aktivnosti dveh ali več oseb.

V članku [2] je bila razvita pametna preproga, osnovana na štirih tlačnih senzorjih, ki zazna padce preko pragovnega zaznavanja. Predlagan sistem je bil testiran le z omejenim številom primerov padca, pri tem pa je sistem pametne preproge, kjer senzorji zaznavajo razliko v pritisku med tlakom v preprogi in izven preproge zelo občutljiv na okvare in ni prime-

ren za trajno uporabo.

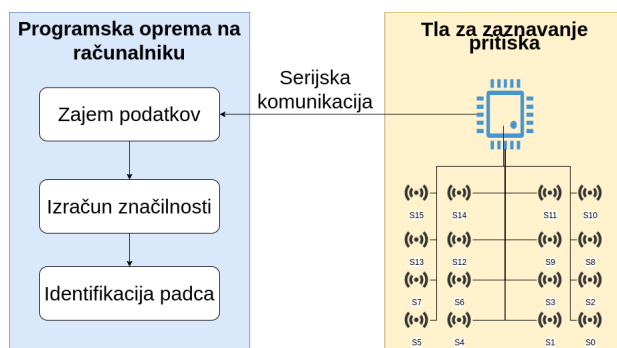
Poleg omenjenih pristopov je bil tudi razvit komercialni produkt imenovan SensFloor [9], kateri preko kapacitivnega senzorja vgrajenega v tleh zaznava premike oseb in je zmožen identifikacije močnih padcev. Sistem omogoči identifikacijo padca preko zaznavanja aktivnosti pred dogodkom padca in identifikacije ležalne poze v fazi po padcu. Ni bilo mogoče pridobiti dodatnih informacij o omenjenem sistemu, ker je prispevek dostopen le preko plačila [11].

V prispevku je predlagan nov pristop neintruzivne identifikacije padca, ki ni še bil raziskovan. Sistem temelji na osnovi senzorjev pritiska postavljenih pod poljubno talno površino. Izbrani senzor je upor za zaznavanje sile (ang. Force Sensing Resistor) FSR in deluje tako, da upornost senzorja se manjša s povečanjem sile, ki potiska na senzor. Predstavljena bo razširitev že obstoječega prototipa tal za zaznavanje sile, predstavljen v [12]. Prototip je sestavljen iz 16 senzorjev pritiska vezanih na mikrokrmilnik, kateri zbira podatke iz senzorjev, ter jih pretvori v primerno obliko za prikazovanje pritiska na zaslonu. Obstoječi sistem bo razširjen s programsko komponento osnovano na konvolucijski nevrosni mreži za omogočiti razlikovanje padcev od ostalih običajnih dnevnih aktivnostih. Predlagan sistem je neintruziven in zagotovi zasebnost nadzorovanih oseb ter nizki stroški komponent zagotavljajo omejeno ceno končnega sistema.

IV. OPIS SISTEMA

Predstavljen sistem za identifikacijo padcev je sestavljen iz dveh glavnih komponent. Kot je prikazano v sliki 1 smo ločili ti dve komponenti na programsko opremo, ki se izvaja na računalniku in tla za zaznavanje pritiska.

Tla za zaznavanje pritiska so sestavljena iz šestanjstih senzorjev pritiska, kateri zaznavajo aktivnost nadzorovane osebe s spreminjanjem upornosti in posledično variacijo napetosti



Slika 1: Globalna shema, ki prikazuje glavne komponente sistema.

katera je zaznana od mikrokrmilnika preko analognega vhoda. Mikrokrmilnik izvaja program, ki prebere zaznano napetost na analognih vhodih in jo pretvori v silo preko matematične formule. Vrednosti v celoštevilski obliki so pretvorjene v vrstico in so poslane preko serijskega vodila na računalnik.

Sedaj vstopi v poštev programska oprema na računalniku, katera je sestavljena iz komponente za branje podatkov, ki pretvori podatke serijske komunikacije v ustrezno obliko. Podatki so nato zbrani preko funkcije premikajočega okna ter jih posledično obdelata komponenta za izračun značilnosti signala, ki pretvori surove podatke v primerno obliko za evalvacijo preko metode strojnega učenja. Komponenta z vgrajeno metodo strojnega učenja obdelata podatke in klasificira aktivnost nadzorovane osebe, kot padec ali običajna dnevna aktivnost.

V. PROBLEMATIKA SIMULACIJE PADCEV

Ker je padec po definiciji nenameren dogodek in v prispevku [10] so raziskovalci ugotovili, da večina sistemov za identifikacijo padcev deluje učinkovito le v testni uporabi medtem, ko ob namestitvi v delovno okolje se ti sistemi slabo obnašajo.

V prispevku [10] so razglasili, da vzrok za nekvalitetno delovanje sistema za identifikacijo padca v delovnem okolju je razvoj algoritmov, ki sloni na podatkih zbranih preko simulacije

padca. Simulacija padca je v direktnem nasprotju z zgoraj omenjeno definicijo, ki pravi, da padec je nenameren dogodek in preko simulacije ne bo nikoli mogoče doseči enak rezultat, kot pri resnem padcu.

Tako smo preko pregleda literature našli članek, ki obravnava problematiko evalvacije sistemov za identifikacijo padcev [7]. V prispevku so predstavljeni principi in algoritmi za identifikacijo padcev ter so podani kriteriji za učinkovito evalvacijo sistema za identifikacijo padcev, kateri bodo uporabljeni za oceniti kakovost sistema na osnovi mere specifičnosti, senzitivnosti in točnosti.

TABLE I
SCENARIOS FOR THE EVALUATION OF FALL DETECTORS

Category	Name	Outcome
Backward fall (both legs straight or with knee flexion)	Ending sitting	Positive
	Ending lying	Positive
	Ending in lateral position	Positive
Forward fall	With recovery	Negative
	On the knees	Positive
	With forward arm protection	Positive
	Ending lying flat	Positive
	With rotation, ending in the lateral right position	Positive
	With rotation, ending in the lateral to the left position	Positive
Lateral fall to the right	With recovery	Negative
	Ending lying flat	Positive
Lateral fall to the left	With recovery	Negative
	Ending lying flat	Positive
Syncope	Vertical slipping against a wall finishing in sitting position	Negative
Neutral	To sit down on a chair then to stand up (consider the height of the chair)	Negative
	To lie down on the bed then to rise up	Negative
	Walk a few meters	Negative
	To bend down, catch something on the floor, then to rise up	Negative
	To cough or sneeze	Negative

Slika 2: Scenariji za evalvacijo sistema za identifikacijo padcev. Slika iz prispevka [7].

V citiranem prispevku so bili celo predlagani scenariji na osnovi katerih testirati sistem za identifikacijo padcev. Scenariji so sestavljeni iz 17 aktivnosti med katerimi je 12 padcev, 5 primerov običajne dnevne aktivnosti ter nekatere aktivnosti so izvedene kot kombinacija padca in ponovnega vstajanja v pokončni položaj. Omenjeni scenariji so prikazani v sliki 2.

1. Izbrani scenariji padca

Izbrali smo sedem scenarijev simulacije padca, ki so bili predlagani v prispevku [7] in so omenjeni v sliki 2.

V naslednjem seznamu so opisani padci, ki bo vsak prostovolec izvedel, pri tem bomo nudili ščitnike za kolena in komolce. Prvih pet padcev bodo prostovoljci izvedli v časovnem intervalu petih sekund, kjer po padcu bo potrebno zadržati končno pozicijo do konca intervala. Zadnja dva padca bosta izvedena v intervalu desetih sekund, kjer prostovolec pade, leži eno sekundo ter se nato dvigne v pokončno pozicijo in odkoraka iz tleh. Vsak dogodek padca se bo začel tako, da prostovolec se nahaja pred desno stranico torej izven pametnih tal.

1. Padec na kolena (ang. forward fall on the knees)
2. Padec v naprej in zaščita s rokami (ang. forward fall with forward arm protection)
3. Padec v naprej s ležečim zaključkom (ang. forward fall ending laying flat)
4. Padec na kolen s rotacijo in zaključkom na bokih (ang. forward fall on the knees with rotation, ending in the lateral position)
5. Bočni padec s ležečim zaključkom (ang. lateral fall ending lying flat)
6. Bočni padec s ležečim zaključkom ter vračanje v pokončno pozicijo (ang. lateral fall ending lying flat with recovery)
7. Padec v naprej s ležečim zaključkom ter vračanje v pokončno pozicijo (ang. forward fall ending laying flat with recovery)

Za ustrezno dopolniti postopek zbiranja podatkov je bila pripravljena anonimna anketa, ki preko identifikatorja veže podatke padcev s anonimnimi podatki od prostovoljca. V pripravljene ankete se zbira naslednje podatke: *spol, starost, teža, višina, športna aktivnost, zaskrbljenost do poškodb ob testiranju in število doživelih padcev v zadnjem letu.*

2. Zbiranje podatkov negativnega razreda

Ob dogodku zbiranja podatkov so bili zbrani le podatki pozitivnega razreda, kjer padec se dejansko zgodi. Podatki negativnega razreda pri katerih se obravnava običajne dnevne aktivnosti pa so bili zajeti le na osnovi enega subjekta. To je bilo tako izvedeno zaradi časovnih omejitev in ker smo se osredotočili na problem identifikacije padca.

Tako, kot za primere pozitivnega razreda, smo enako izkoristili prispevek [7] na kateremu osnovat scenarije negativnega razreda in na podlagi predlaganih scenarijev smo izbrali sledeče aktivnosti:

1. Usesti se na stol, registrirano trikrat v intervalu 5s
2. Dvigniti se iz stola, registrirano trikrat v intervalu 5s
3. Pobрати predmet iz tleh, registrirano trikrat v intervalu 5s
4. Sonožni skok iz tleh, registrirano trikrat v intervalu 5s
5. Naključna hoja z naključnim ustavljanjem, trajanje 8min
6. Prazna tla, trajanje 10s
7. Korak v naprej in ustavljanje 5s ponovljeno skozi 2min

Podatki točke 5, 6, 7 bodo uporabljeni za učenje napovedovalnega modela in ostali podatki točk 1, 2, 3, 4, bodo uporabljeni le za testiranje.

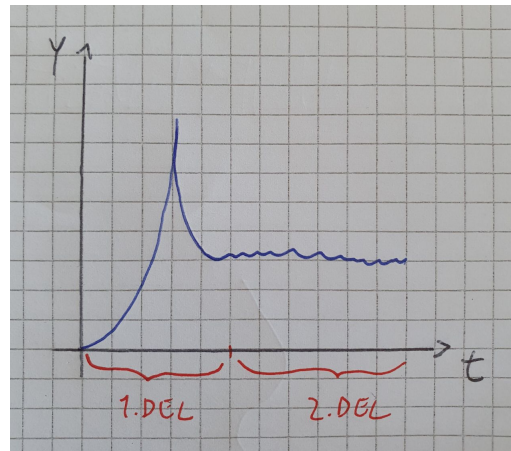
VI. PREDSTAVITEV PODATKOV

Podatki zajeti v procesu zbiranja podatkov opisanem v prejšnjem poglavju sestojijo iz 140 primerov padca ter vsaka registracija je sestavljena iz meritev v časovnem intervalu. Taki tip podatkov je imenovan časovna vrsta.

Obravnavani podatki so dejanske meritve šestnajstih senzorjev pritiska vezanih na mikrokrmilnik. Mikrokrmilnik izvede 100 meritev na

sekundo in ob vsaki meritvi zajame vrednost vseh senzorjev. Vrednost senzorja je pozitivno celo število v intervalu od 0 do 65535.

Tako strukturirani podatki so bili zajeti ob vsakem padcu, pri tem vsak padec je bil zajet, kot posamezna datoteka. Vse datoteke s podatki padca so bile nato združene v tri datoteke CSV (ang Comma Seprated Values) formata, katere so dostopne na povezavi ¹



Slika 3: Prikaz vzorca padca. Os y predstavlja vrednost senzorja in os t je časovna os.

VII. PREDOBDELAVA PODATKOV IN MODELIRANJE

Po izdebi procesa zbiranja podatkov so bili podatki pretvorjeni v CSV datoteke in na osnovi teh datotek smo sestavili učno in testno množico. Omenjene podatkovne zbirke so bile nato predobdelane na osnovi min-max normalizacije ali metode za zaznavanje vzorca padca, katera razpoznava vzorec padca v podatkih. Vzorec padca je prikazan v sliki 3, iz katere je opaziti, da je sestavljen iz dveh delov. V prvem delu se pojavi visoka špica, ki je posledica zaključka kritične faze in v drugem delu vrednost senzorja ostane visoka, ker ponesrečenec leži na tleh in tla zaznavajo silo teže.

Pva metoda strojnega učenja, ki smo poskusili je Naivni Bayes. Omenjena metoda je bila

¹zenodo: <https://zenodo.org/record/3991751>

trenirana nad učno množico predobdelano s metodo za zaznavanje vzorca padca in ob testiranju nad testno množico smo dosegli naslednje rezultate: *točnost*: 77.4%, *specifičnost*: 65.2% in *senzitivnost*: 95%.

Konvolucijska nevronska mreža trenirana nad učno množico predobdelano s metodo za zaznavanje vzorca padca je bila testirana nad testno množico in je dosegla naslednje rezultate: *točnost*: 89.2%, *specifičnost*: 93% in *senzitivnost*: 83.7%.

Konvolucijska nevronska mreža trenirana nad učno množico predobdelano s metodo min-max normalizacije je bila testirana nad testno množico in je dosegla naslednje rezultate: *točnost*: 89.2%, *specifičnost*: 93% in *senzitivnost*: 83.7%.

VIII. ZAKLJUČEK

V prispevku je bil predstavljen sistem, ki omogoči neintruzivno identifikacijo padcev s pomočjo pametnih tal. Opisali smo sistem in lastnost neintruzivnosti, predstavili smo proces zbiranja podatkov in problem simulacije padcev. Ter na koncu so bile predstavljene metode predobdelave podatkov in so bili podani rezultati testiranja modelov strojnega učenja nad testno množico. Najboljše rezultate je dosegel model konvolucijske nevronske mreže ob predobdelavi podatkovne množice s metodo min-max normalizacije. Rezultati so dokazali pravilno klasifikacijo 95.3% primerov testne množice, pri tem je tudi senzitivnost modela zelo visoka, celo 91.2%. V nadaljnjem razvoju sistema bi bilo zelo zanimivo testirati model konvolucijske nevronske mreže na osnovi 3D konvolucije, katero ni bilo izvedeno zaradi časovnih omejitev.

V prihodnosti želimo povečati velikost prototipa pametnih tal katere bodo vsebovale več mikrokrmilnikov. Sledi razvoj komunikacijskega protokola, kateri bo omogočil poljubno razširitev pametnih tal. In zadnji postopek procesa razvoja projekta je razvoj ploščic z vgrajenimi senzorji pritiska za enostavno, po ceni in skala-

bilno implementacijo sistema za neintruzivno identifikacijo padcev.

LITERATURA

- [1] A. K. EXADAKTYLOS C. A. PFORTMUELLER, G. LINDNER. Reducing fall risk in the elderly: risk factors and fall prevention, systematic review. *Minerva Medica*, 105:275–281, 2014.
- [2] Kabalan Chaccour and Rony Darazi. Smart carpet using differential piezoresistive pressure sensors for elderly fall detection. 10 2015.
- [3] Guodong Feng, Jiechao Mai, Zhen Ban, Xuemei Guo, and Guoli Wang. Floor pressure imaging for fall detection with fiberoptic sensors. *IEEE Pervasive Computing*, 15:40–47, 03 2016.
- [4] Sande M Lo B Katz MH. Gurley RJ, Lum N. Persons found in their homes helpless or dead. *N Engl J Med.*, 1996.
- [5] Gostynski M. Prevalence, circumstances and consequences of falls in institutionalized elderly; a pilot study. *Soz Praventivmed*, 6:341–345, 1991.
- [6] Ludovic Minvielle, Mounir Atiq, Renan Serra, Mathilde Mougeot, and Nicolas Vayatis. Fall detection using smart floor sensor and supervised learning. *Conference proceedings: ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, 2017:3445–3448, 07 2017.
- [7] Norbert Noury, Anthony Fleury, Pierre Rumeau, AK Bourke, GO Laighin, Vincent Rialle, and JE Lundy. Fall detection-principles and methods. In *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 1663–1666. IEEE, 2007.
- [8] Siv Sadigh, Anne Reimers, Ragnar Andersson, and Lucie Laflamme. Falls and

- fall-related injuries among the elderly: A survey of residential-care facilities in a swedish municipality. *Journal of community health*, 29:129–40, 05 2004.
- [9] Future Shape. Sensfloor®.
- [10] Emma Stack. Falls are unintentional: Studying simulations is a waste of faking time. *Journal of Rehabilitation and Assistive Technologies Engineering*, 4:2055668317732945, 2017.
- [11] Axel Steinhage and Christl Lauterbach. Sensfloor® and navifloor®: Robotics applications for a large-area sensor system. *International Journal of Intelligent Mechatronics and Robotics (IJIMR)*, 3(3):43–59, 2013.
- [12] Jernej Vičič, Michael Burnard, and Aleksandar Tošić. Privacy preserving indoor location and fall detection system. 01 2019.