

Vrednotenje učinkovitosti Kalmanovega filtra pri sledenju ljudi

Matej Perše, Janez Perš, Matej Kristan, Stanislav Kovačič

Fakulteta za elektrotehniko

Univerza v Ljubljani

Tržaška 25, 1000 Ljubljana, Slovenija

{matej.perse}, {janez.pers}, {matej.kristan}, {stanislav.kovacic}@fe.uni-lj.si

Assessment of Kalman filtering efficiency in human motion tracking

Abstract

Kalman filtering (KF) is a standard technique for estimating position and uncertainty of a moving object based on noisy measurements and knowledge of object dynamics. In this paper we apply the Kalman filter algorithm to estimate the motion parameters (position and speed) of a moving person from a video stream. To assess the efficiency of KF tracking various experiments with and without KF were performed. The results showed that modeling of a person motion and measurement noise using KF algorithm can considerably improve the tracking performance in cases of human interactions and occlusions.

1. Uvod

Sledenje ljudi z uporabo metod računalniškega vida je v zadnjem desetletju vzbudilo veliko zanimanja. Zanimanje za to problematiko je posledica tudi vse cenejše in zmogljivejše računalniške in video opreme. Tako so bili razviti najrazličnejši sistemi za sledenje ljudi v varnostne namene [1, 2] in pa za sledenje ljudi v športnih igrah [3, 4].

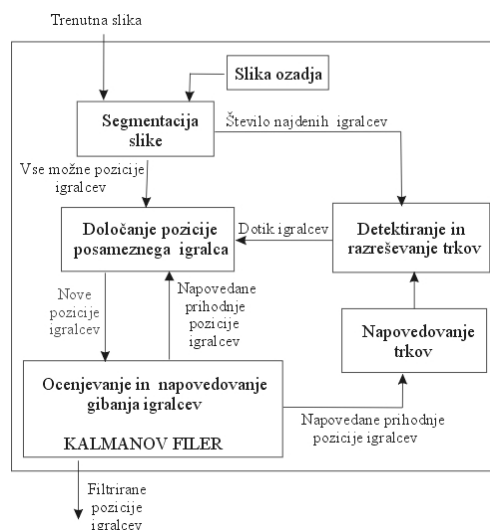
V članku se bomo omejili na sledenje ljudi v športnih igrah, kjer je glavni namen uporabe sledilnikov pridobivanje podatkov o položaju igralcev na igrišču. Na podlagi teh podatkov lahko opravimo najrazličnejše analize, ki so športnim strokovnjakom v pomoč pri pripravi treningov in snovanju strategije igre. Pri tem se srečujemo z najrazličnejšimi težavami, ki so povezane s sledenjem večjega števila ljudi [3], kot so na primer interakcije ter prekrivanja med igralci, ki otežujejo ali celo onemogočajo sledenje, saj se v času celotne tekme ne sme zgoditi, da bi prišlo do zamenjave dveh igralcev, ali da bi sledilnik izgubil sled za določenim igralcem.

Najpogostejši pristop za napovedovanje in razreševanje dotikov med objekti je uporaba Kalmanovega filtra [5, 6], s katerim lahko ob uporabi modela gibanja iz pošumljenih meritev

pozicije objektov ocenimo njihovo dinamiko gibanja ter na podlagi te ocene napovedujemo njihove prihodnje pozicije.

2. Zgradba sledilnika

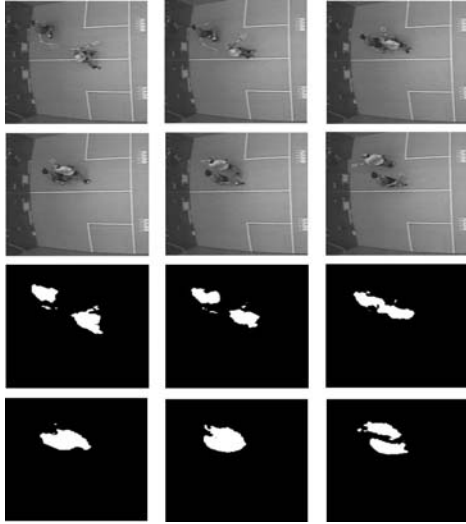
Slika 1 prikazuje zgradbo sledilnika s Kalmanovim filtrom, na podlagi katerega pridobimo znanje o dinamiki gibanja igralcev, ki je nato uporabljeno za napovedovanje in razreševanje trkov med igralci.



Slika 1: Zgradba sledilnika

Sistem je namenjen sledenju igralcev s statično kamero, ki je pritrjena na strop dvorane. To nam omogoča uporabo metode segmentacije slike na podlagi odštevanja trenutne slike od slike ozadja [3]. Rezultat te metode so središča področij na sliki, ki jih skušamo v fazi določanja pozicij posameznega igralca na optimalen način prirediti posameznim igralcem. Pri razporejanju področij med igralce je bistvenega pomena informacija o tem, kje na sliki naj bi se igralec nahajal, pa tudi ali je igralec viden ali ga zakriva kateri izmed ostalih igralcev. Večina algoritmov se v tej fazi sledenja zanaša na dejstvo, da je razlika med dvema zaporednima slikama majhna in se zato pozicija igralca bistveno ne spremeni [3]. Ta predpostavka sicer v večini primerov drži, postavi pa se vprašanje, kaj narediti v primerih, ko posameznega igralca ne najdemo na več zaporednih posnetkih. Ta problem je še zlasti prisoten v primerih, ko pride do

prekrivanja igralcev ali dotika med njimi, saj je sledilnik, ki deluje na podlagi odštevanja slik, od trenutka stika med igralcema praktično slep. Tako je brez informacije o dinamiki gibanja igralca praktično nemogoče ugotoviti, kje naj bi se igralec nahajal po prenehanju dotika. Na sliki 2 je prikazano zaporedje slik med dotikom dveh igralcev pri squashu.



Slika 2: Zaporedje slik med dotikom igralcev pri igri squash. Zaporedje trenutnih slik (zgoraj) in slik razlike (spodaj).

Ugotovimo lahko, da je na podlagi posamezne slike praktično nemogoče določiti katero področje na sliki pripada posameznemu igralcu. Tu se pokaže bistvena prednost uporabe znanja o dinamiki gibanja igralca, pridobljenega z uporabo Kalmanovega filtra, s katerim lahko na podlagi stohastičnega modela gibanja napovedujemo dotike med igralci, pa tudi pozicije igralcev po prenehanju dotika.

3. Modeliranje gibanja igralcev

Pri modeliranju človeškega gibanja imamo opravka s problemi, ki so posledica dejstva, da je človeško telo netogo in členjeno, kar pomeni, da je njegovo dinamiko nemogoče natančno opisati z fizikalnimi zakoni, ali pa je dobljeni model prekompleksen in zato neprimeren za splošno uporabo.

Kalmanov filter nam omogoča uporabo preprostih modelov gibanja, istočasno pa nam omogoča tudi uporabo znanja o napaki, ki smo jo naredili v fazi modeliranja, ki ga v model vpeljemo kot šum procesa.

3.1 Model gibanja

Pri sledenju nas zanima informacija o položaju igralca na posamezni sliki, zato lahko gibanje

človeškega telesa modeliramo kot gibanje točkastega telesa, kjer izbrana točka predstavlja težišče igralca na sliki. V ta namen lahko zapišemo vektor stanj težišča telesa v kartezičnem koordinatnem sistemu:

$$\mathbf{x}_k = \{p_x, v_x, a_x, p_y, v_y, a_y\}^T, \quad (1)$$

kjer p , v in a označujejo trenutno pozicijo, hitrost in pospešek težišča po posameznih koordinatah. Sistem lahko opišemo z enačbo procesa [6]:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k, \quad (2)$$

ki opisuje prehajanje stanj sistema med dvema zaporednima časovnima trenutkoma, ter izhodno enačbo sistema:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \quad (3)$$

ki določa, kako so posamezna stanja povezana z meritvami. Spremenljivki \mathbf{w}_k in \mathbf{v}_k označujeta sistemski in merilni šum procesa. Matriko prehajanja stanj sistema \mathbf{A}_k izpeljemo na podlagi predpostavke, da se igralec med dvema zaporednima meritvama giblje s konstantnim pospeškom [7]:

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{I}_{2 \times 2} \otimes \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

kjer operator \otimes predstavlja Kroneckerjev produkt. Izhodna matrika \mathbf{H}_k je definirana kot:

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

3.2 Kovariančna matrika sistemskega šuma

Predpostavka o gibanju igralca z konstantnim pospeškom je le aproksimacija dejanske dinamike gibanja, saj lahko na podlagi meritev spreminjanja pospeška ugotovimo, da se ta neprestano in naključno spreminja. Vpeljavo tega dejstva pri opisu sistema nam omogoča formulacija sistemске matrike (enačba 2) v kateri nastopa spremenljivka \mathbf{w}_k , ki predstavlja šum sistema, za katerega na podlagi meritev sprememb pospeška igralca lahko ugotovimo, da je spektralno bel, Gaussov in ima srednjo vrednost enako nič. Upoštevanje teh dejstev

nam omogoča izpeljavo kovariančne matrice šuma procesa, ki jo lahko zapišemo v naslednji obliki [8]:

$$\mathbf{Q}_k = E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] = q \cdot \mathbf{I}_{2 \times 2} \otimes \begin{bmatrix} \frac{1}{20} \Delta t^5 & \frac{1}{8} \Delta t^4 & \frac{1}{6} \Delta t^3 \\ \frac{1}{8} \Delta t^4 & \frac{1}{3} \Delta t^3 & \frac{1}{2} \Delta t^2 \\ \frac{1}{6} \Delta t^3 & \frac{1}{2} \Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix}, \quad (6)$$

kjer parameter q predstavlja varianco spreminjanja igralčevega pospeška.

3.3 Kovariančna matrika šuma meritve

V enačbi (3) nastopa spremenljivka \mathbf{v}_k , ki predstavlja merilni šum, za katerega ravno tako lahko ugotovimo, da je spektralno bel, normalno porazdeljen ter neodvisen od šuma procesa [8]. Njegovo kovariančno matriko lahko zapišemo kot:

$$\mathbf{R}_k = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T] = \begin{bmatrix} r_{11} & 0 \\ 0 & r_{22} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Merilni šum je posledica različnih tehničnih dejavnikov, kot so na primer digitalizacija posnetkov in izbrana metoda segmentacije slike, pa tudi dejstva, da je človeško telo členjeno in predstavlja gibanje igralčevih okončin nezaželeno spreminjanje težišča telesa.

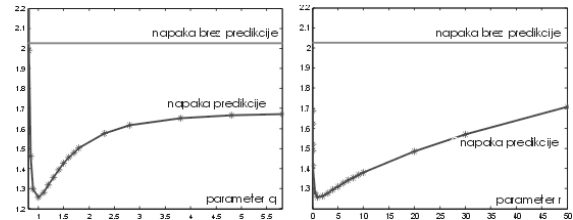
4. Povzetek rezultatov sledenja

Namen opravljenih eksperimentov je bil ugotoviti v kolikšni meri lahko poznavanje dinamike gibanja igralcev vpliva na učinkovitost sledenja. Pri tem smo preizkušali, kako različne nastavitve parametrov filtra vplivajo na njegovo delovanje ter v kolikšni meri lahko s poznavanjem dinamike zmanjšamo potrebo po posredovanju operaterja pri sledenju zaradi zamenjave ali izgube igralcev. Vse eksperimente smo opravili na posnetkih igre squash. Ti posnetki so bili izbrani zaradi velikega števila kontaktov med igralca, ter enostavnega nadzorovanja eksperimentov, saj imamo pri sledenju opravka le z dvema igralcema.

4.1 Vpliv parametrov filtra na delovanje sledilnika

Namen tega eksperimenta je bil ugotoviti, kako različne nastavitve parametrov kovariančnih matrik šumov (q in r) vplivajo na pravilnost ocenjevanja dinamike gibanja igralcev, ter določiti optimalne vrednosti teh parametrov. Eksperiment smo izvedli

tako, da smo opravili sledenje določenega igralca pri različnih vrednostih ene kovariančne matrice, med tem ko vrednosti druge nismo spreminjali, pri tem pa smo opazovali, kako se spreminja napaka napovedi naslednje pozicije igralca. Kot mera kvalitete napovedi je bila izbrana evklidska razdalja med napovedano in dejansko pozicijo igralca, ki je bila ocenjena z Condenstation algoritmom [9].



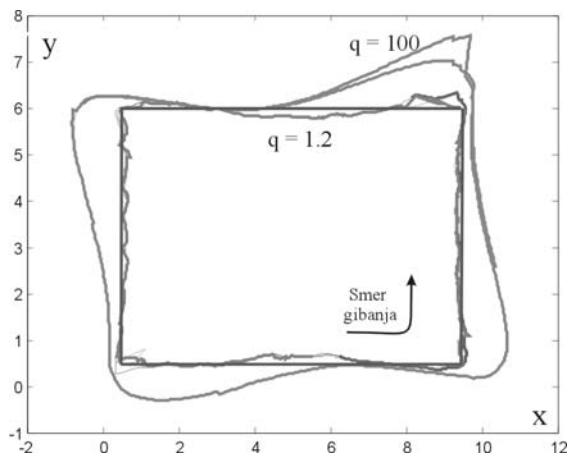
Slika 3: Napaka napovedi pozicije igralca pri različnih nastavitvah filtra

Slika 3 prikazuje normirano napako napovedi prihodnje pozicije igralca na kateri je lepo vidna optimalna izbira parametrov filtra. Ugotovimo lahko, da je napaka napovedi pozicije minimalna v primeru, ko je vrednost parametra q enaka 1.15, parametra p pa 1.45. Prav tako lahko ugotovimo, da je informacijo o dinamiki gibanja smiselno uporabiti ne glede na nastavitve filtra, saj je napaka predikcije skoraj v vseh primerih manjša kot v primeru, če napovedi ne uporabljamo in predpostavimo, da bo nova pozicija igralca enaka predhodni poziciji (vodoravna črta na sliki 3).

4.2 Uporabnost filtra za filtriranje meritev

Namen eksperimenta je bil ugotoviti, v kolikšni meri lahko z uporabo Kalmanovega filtra filtriramo pošumljene pozicije, pridobljene na podlagi obdelave slike. Med preizkusom je igralec hodil s konstantno hitrostjo po vnaprej zarisanem pravokotniku na igralni površini. Slika 4 prikazuje rezultate filtriranja pri dveh različnih nastavitvah filtra.

Ugotovimo lahko, da pride v primeru močnega filtriranja (zunanja krivulja pri $q = 100$), ki se kaže v večji gladkosti filtrirane trajektorije, do precejšnjih odstopanj trajektorije od dejanskega gibanja igralca. Ta odstopanja so vidna kot zapoznani odzivi filtra na spremembe v smeri gibanja. V primeru manjšega filtriranja (notranja krivulja pri $q = 1.2$) pa lahko ugotovimo, da je v filtrirani trajektoriji še vedno precej prisoten merilni šum, vendar pa je odziv filtra na spremembe v tem primeru veliko boljši. Na podlagi opravljenega eksperimenta smo zaključili, da moramo narediti kompromis med natančnostjo filtriranih podatkov in odzivnostjo filtra na spremembe.



Slika 4: Filtriranje pozicij igralca pridobljenih na podlagi obdelave slike

4.3 Vpliv filtra na število intervencij operaterja

Pri tem eksperimentu smo poskusili ovrednotiti izboljšavo pravilnosti sledenja igralcev ob uporabi znanja o dinamiki gibanja, ki se kaže v številu posredovanj operaterja, ki so potrebna zaradi zamenjave igralcev ali izgube sledi igralca. Sledenje je bilo izvedeno na petih različnih posnetkih tekem. Rezultati sledenja so zbrani v tabeli 1.

	Št. vseh dotikov	Št. posredovanj operaterja		Odstotek pravilnih razpoznavanj [%]	
		brez K. F.	z K. F.	brez K. F.	z K. F.
Niz 1	201	96	29	52.2	85.6
Niz 2	154	63	16	59.1	89.6
Niz 3	115	38	14	67.0	87.8
Niz 4	85	9	44	48.2	88.4
Niz 5	79	13	64	19.0	83.5
Skupaj	634	305	81	51.9	87.2

Tabela 1: Primerjava pravilnosti sledenja igralcev z in brez uporabe znanja o dinamiki gibanja

Kot je razvidno iz tabele 1, je odstotek pravilno razrešenih dotikov v primeru uporabe Kalmanovega filtra bistveno višji kot pa v primeru, ko filtra ne uporabimo. Prav tako lahko ugotovimo, da tudi ob upoštevanju dinamike gibanja ne moremo razrešiti vseh dotikov med igralci. To je posledica dejstva, da model gibanja temelji na predpostavki, da se bo igralec med dotikom gibal v isti smeri in s konstantnim pospeškom. Tako pride do napak pri razpoznavanju v primerih, ko igralca med dotikom bistveno spremenita smer gibanja. Prav tako pa pride do napak pri sunkovitih spremembah smeri gibanja posameznega igralca, ko se filter ne uspe dovolj hitro prilagoditi na spremembe v gibanju.

5. Zaključek

Rezultati eksperimentov so pokazali, da lahko ob pravilni nastavitvi parametrov Kalmanovega filtra uspešno napovedujemo in razrešujemo trke med igralci in s tem bistveno izboljšamo kvaliteto sledenja. Dobljene pozicije igralcev so delno že filtrirane, kar še dodatno prispeva h kvaliteti dobljenih rezultatov.

Pri sledenju so se pokazale pomanjkljivosti uporabe enega samega dinamičnega modela gibanja za opis kompleksnega igralčevega obnašanja, zato gre nadaljnji razvoj usmeriti v raziskave o uporabi večjega števila medsebojno povezanih filtrov z različnimi modeli gibanja [10].

LITERATURA:

- [1] L. M. Fuentes, S. A. Velastin: People tracking in surveillance applications, Proceeding 2nd IEEE Int. Workshop on PETS, December 2001
- [2] W. Niu, J. Long, D. Han, Y. F. Wang: Human Activity Detection and Recognition for Video Surveillance
- [3] J. Perš, S. Kovačič: Sledenje ljudi v športnih igrah z računalniškim vidom, ERK '99, str: 253 – 256, Portorož, 1999
- [4] C. J. Needham, R. D. Boyle: Tracking multiple sports players through occlusion, congestion and scale, BMVC01
- [5] R.E. Kalman: A new approach to linear filtering and prediction problems, Transactions of the ASME, Journal of Basic Engineering, str: 35-45, 1960
- [6] G. Welch, G. Bishop: An introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina at Chapel Hill, Department of Computer Science, 2002
- [7] M. Kohler: Using Kalman filter to track Human Interactive Motion – Modeling and Initialization of the Kalman filter for Translational Motion, Research Report No. 629, Dortmund University, Germany, Februar, 1997
- [8] R.G. Brown, P.Y.C Hwang: Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering: with MATLAB exercises and solutions, John Wiley & Sons, Inc., 3rd edition, 1997
- [9] M. Kristan, M. Perše, J. Perš, S. Kovačič: Implementacija Condensation algoritma v domeni zaprtega sveta, (poslano v objavo), ERK '04, September, 2004
- [10] L.A. Johnston, V. Krishnamurthy: An improvement to the interacting multiple model (IMM) algorithm, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 49, str. 2909-2923, 2001