



UNIVERSITATEA TRANSILVANIA DIN BRAŞOV
ROUTE 66, ROMANIA



Tip proiect PN-II-PT-PCCA-2013-4-2023
Contract nr. 240/2014
Titlul Asistent inteligent de navigare auto pentru dispozitive mobile bazat pe urmărirea privirii
Acronim NAVIEYES

RAPORT ŞTIINŢIFIC ŞI TEHNIC

Etapa I Analiza critică a realizărilor și limitărilor științifice și tehnologice. Modelarea matematică

CUPRINS

REZUMAT	3
1. OBIECTIVELE ACTIVITĂȚII	3
1.1 Obiectivul general.....	3
1.2 Obiectivele specifice.....	3
1.2 Rezultate preconizate.....	3
2. DESCRIEREA ȘTIINȚIFICĂ ȘI TEHNICĂ.....	4
2.1 Stadiul actual al realizărilor și limitărilor în domeniul procesării de imagini pentru urmărirea privirii conducătorului auto și a obiectelor/semnalelor din fața autovehiculului.....	4
2.2 Modelul funcțional-structural al aplicației.....	9
2.2.1 Definirea problemei de urmărire video a privirii conducătorului auto în raport cu mediul de navigare.....	9
2.2.2 Schema generală funcțional-structurală a aplicației NaviEyes	11
2.3 Modelarea matematică a proceselor de urmărire, recunoaștere, localizare și estimare a mișcărilor ochilor (privirii).....	13
2.3.1 Aspecte privind recunoașterea și localizarea capului	13
2.3.2 Aspecte privind recunoașterea și localizarea privirii (capului și ochilor).....	14
2.3.3 Model matematic general de descriere a mișcărilor capului și ochilor.....	15
2.3.4 Modelarea matematică a scenei de trafic.....	18
2.4 Rezultatele activității	20
3. CONCLUZII. GRADUL REALIZARE A OBIECTIVELOR	20

REZUMAT

Pornind de la faptul că nouăzeci la sută dintre accidentele rutiere soldate cu victime au drept cauză eroarea umană, odată cu dezvoltarea autovehiculelor inteligente s-au conceput diverse sisteme de asistență a conducătorului auto, de obicei, implementate la nivelul calculatorului de bord al autovehiculului. În ultimul timp au început să fie dezvoltate aplicații de tip asistent de navigare pentru dispozitive mobile dotate cu camere video, în speță telefoane mobile inteligente. Aceste sisteme, caracterizate de o mai mare portabilitate, tind să devină sisteme inteligente cu adaptabilitate mai evoluată. În prima parte a acestui referat sunt sintetizate cele mai evaluate și actuale tehnici, metodologii și algoritmi pentru interpretarea imaginilor preluate de camere video, având drept scop recunoașterea, localizarea formelor și estimarea mișcărilor capului/ochilor, obstacolelor frontale cu potențial de coliziune, marcajelor rutiere de pe calea de rulare și a indicatoarelor rutiere. Din studiul realizat rezultă și configurația minimală a dispozitivelor dual camera care au capacitatea de a rula aplicația propusă. Modelul funcțional-structural propus schematizează în detaliu, pe de-o parte etapele și metodologia de cercetare și, pe de altă parte, activitățile de concepție dezvoltare, implementare, simulare și testare pentru elaborarea produsului precum și toate modulele software cu intrările și ieșirile necesare. Pentru concepția și dezvoltarea modelelor matematice s-a urmărit asigurarea unei precizii mărite de descriere a fenomenelor și proceselor dar și, în vederea unor timpi de calcul reduși, obținerea unor relații simple. Modelele matematice propuse acoperă, cu precădere, aspecte statice ale proceselor de urmărire, urmând ca cele cinematice și dinamice să fie tratate în etapa următoare

1. OBIECTIVE ȘI REZULTATE PRECONIZATE

1.1 Obiectivul general

Analiza critică exhaustivă a realizărilor și limitărilor științifice și tehnologice privind concepția, proiectarea, dezvoltarea, testarea și implementarea sistemelor de tip asistent inteligent de navigare auto pentru dispozitive mobile bazat pe urmărirea privirii.

Modelarea matematică geometrică și fizică a proceselor de estimare a urmării privirii considerând urmărirea mișcărilor capului și ochilor bazat pe imagini video monoculare (o singura webcam); modelele matematice stau la baza unui sistem de urmărire a privirii în real time (online).

1.2 Obiective specifice

- a. Stadiul actual al cercetărilor și realizărilor științifice privind recunoașterea, localizarea și estimarea pozițiilor și orientărilor și mișcărilor capului și ochilor (privirii).
- b. Stadiul actual al cercetărilor și realizărilor științifice privind recunoașterea, localizarea și estimarea pozițiilor și orientărilor și mișcărilor obiectelor din mediul de navigare.
- c. Elaborarea schemei generale de dezvoltare a cercetărilor în cadrul proiectului.
- d. Elaborarea schemei generale de concepție, proiectare, dezvoltare, implementare și testare a produsului Asistent inteligent de navigare auto pentru dispozitive mobile bazat pe urmărirea privirii.
- e. Elaborarea modelului funcțional-structural al aplicației.
- f. Elaborarea modelului matematic de urmărire a capului/ochilor.
- g. Elaborarea modelului matematic de al scenei de trafic.

1.3 Rezultate așteptate

- a. Raport tehnic asupra realizărilor și limitărilor în domeniul procesării de imagini.
- b. Raport tehnic asupra dispozitivelor mobile de tip dual-camera.
- c. Site-ul web și logoul proiectului.
- d. Modelul structural funcțional al aplicației.
- e. Model matematic al mișcărilor ochilor conducătorului auto (parțial).
- f. Model matematic asociat scenelor de rulare.

2. DESCRIEREA ȘTIINȚIFICĂ ȘI TEHNICĂ

2.1 Stadiul actual al realizărilor și limitărilor în domeniul procesării de imagini pentru urmărirea privirii conducătorului auto și a obiectelor/semnalelor din fața autovehiculului

Prin intermediul imaginilor video se pot obține informații despre poziția capului și ochilor și obiectele/semnalele din mediile de rulare. În fig. 1 se prezintă schema generală a proceselor de urmărire, recunoaștere, localizare și estimare a pozițiilor, orientărilor și mișcărilor capului, privirii și obiectelor/semnalelor față autovehiculelor.

Etapile generale ale metodologiei de recunoaștere a formelor obiectelor (fig. 1) [Vatavu, 2002a]:

- a. reprezentarea: imagini video;
- b. preprocesarea: eliminarea eventualelor zgomote care afectează datele de intrare, efectuarea de prelucrări în vederea reducerii volumului datelor (normalizări transformări liniare și neliniare);
- c. modelarea: elaborarea unui model matematic de reprezentare;
- d. clasificarea (învățarea): construirea unui model de clasificator (gruparea unei mulțimi de imagini în clase);
- e. analiza și decizia: stabilirea clasei din care face parte o formă dată (inițial necunoscută);
- f. validarea: testarea deciziei luate având ca suport o bază de cunoștințe.

Cerințele modelului de reprezentare: modelul trebuie să conțină suficiente informații pentru a asigura o precizie ridicată a clasificării dar, în același timp, trebuie să fie și condensat (sintetic) pentru a conduce la timpi de calcul reduși (posibilitate de aplicare la procese online).

Metodologii de reprezentare a formelor: statistice sau sintactice. Metodologiile statistice au în vedere clasificarea obiectelor bazată pe caracteristici (proprietăți); astfel o formă se identifică printr-un ansamblu de caracteristici. Caracteristicile pot fi lungimi de segmente, arii, rapoarte de lungimi etc. sau (pentru cazul unei imagini numerice) rapoarte dintre numerele de pixeli ai imaginii din interiorul unui dreptunghi și cei asociați ariei acestuia; dacă imaginea se divide $m \times n$ dreptunghiuri se vor cuantifica $k_0, k_1, \dots, k_{m \times n - 1}$ valori ale caracteristicii. Modelul matematic de reprezentare a unei forme $x = (x_0, x_1, \dots, x_{p-1})$ se face prin vectori de caracteristici x_0, x_1, \dots, x_{p-1} în spațiul caracteristicilor, R^p . Spațiul formelor este o submulțime F a spațiului R^p determinată de populația (mulțimea) formelor care urmează să fie analizate. Spațiul (mulțimea) claselor C desemnează categoriile folosite pentru clasificarea formelor date. Clasificatorul este o funcție K definită în spațiul formelor F ce asociază fiecărei forme x un identificator care aparține spațiului claselor. Setul de învățare S este o mulțime de forme a căror clasificare (identificator) este cunoscută.

Caracteristicile utilizate pentru modelarea formelor pot fi: cantitative sau calitative. *Caracteristicile cantitative* au valori distincte și implică analiza prin intermediul unor indicatori statistici: de medie (media aritmetică), de frecvență (modulul – valoarea întâlnită cel mai frecvent), de mediere (mediana – valoarea caracteristicii situată în mijlocul unui șir de valori ordonate crescător/descrescător), de corelație dintre caracteristici (covarianța dintre două caracteristici – media aritmetică a produselor abaterilor fiecărei caracteristici față de valorile medii; valoarea covarianței: 0 indică independența caracteristicilor, > 0 – legătură directă, cresc sau descresc împreună; < 0 – legătură inversă, una crește și cealaltă descrește sau invers); de abatere (medie liniară sau neliniară); de dispersie etc. *Caracteristicile calitative* (ex. forma = {alungită, rotundă, turtită}, lungime = {mare, medie, mică})

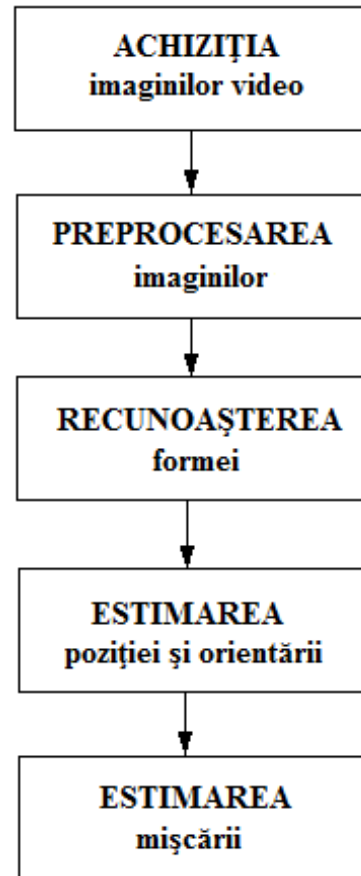


Fig. 1

caracterizează suplimentar un obiect mai relevant decât cele cantitative și implică, un sistem de codificare pentru a putea fi prelucrate matematic.

În vederea obținerii unui clasificator de dimensiuni reduse cu precizie mărită și pentru micșorarea timpului de clasificare se impune alegerea și selectarea caracteristicilor prin eliminarea caracteristicilor de importanță relativ redusă cu algoritmi dedicați bazați pe tehnicile: backtracking, greedy, valorile proprii și vectorii proprii ai matricei de covarianță, analiza corelației dintre caracteristici (când acestea există) cu metode statistice (Pearson, Kendall)

Metodologiile de clasificare pot fi: prin învățare supravegheată sau prin învățare nesupravegheată. Învățarea supravegheată presupune conceperea clasificatorului general pe baza unui set de învățare S (se cunoaște clasa de apartenență a fiecărei forme) cu algoritmi dedicați: cel mai apropiat vecin (NN – nearest neighbour), celor mai apropiați k vecini (KNN), funcții discriminant, rețele neuronale, probabilistici (regula lui Bayes) etc. Învățarea nesupravegheată presupune partiționarea spațiului formelor bazat pe asemănări și formarea de grupuri (clase) de forme asemănătoare cu algoritmi bazați pe metodele: celor mai mici pătrate, nucleelor dinamice etc.

Performanțele clasificatorului (indiferent de algoritmul de implementare NN, KNN, rețele neuronale) sunt influențate de dimensiunile și caracteristicile setului de învățare S folosit. În vederea generării optime a unui set de învățare cu dimensiune redusă (cu număr redus de exemple) ce conduce la precizie mărită de clasificare se impun operații de suplimentare pentru eliminarea cazurilor conflictuale (exemple cvasidentice ale caror clase diferă semnificativ) și/sau a exemplurilor nerelevante (care măresc inutil dimensiunea setului) prin intermediul unor algoritmi bazați pe tehnicile grafurilor de proximitate (cu noduri asociate caracteristicilor formei): diagrama Voronoi, graful Gabriel etc.

Metodologiile pentru recunoașterea și estimarea poziției și orientării obiectelor pot fi: locale, globale și hibride.

Metodele locale sunt bazate pe modele ale formei geometrice ale feței pentru extragerea unor caracteristici (ochi, nas, buze, urechi, conturul feței, conturul capului) și aranjarea (maparea) acestora caracteristici într-un model 3D folosind tehnicile proiecției în perspectivă (unele metode suprapun în modelul 3D și textura feței); metodele au dezavantajul calculelor laborioase și, în plus, necesită inițializarea manuală; rotațiile spațiale ale capului se estimează prin corespondența dintre zonele caracteristice din imagine (markeri faciali) și față; determinarea caracteristicilor faciale depinde variațiile luminării feței și schimbărilor poziției și orientării acesteia; pentru estimarea pozițiilor și orientărilor spațiale se impun transformări ce sintetizează proprietăți geometrice ale caracteristicilor; aceste metodologii sunt dependente de precizia de detectare a zonelor caracteristice ale feței și de rezoluția imaginii feței (aceste dezavantaje nu apar la metodologiile globale).

Metodele globale sunt bazate pe tehnicile aparenței întregii imagini a feței (șabloane) și estimarea poziției și orientării se face cu algoritmi de clasificare; orientările capului sunt împărțite în clase prin tehnici de clasificare prin instruire (tehnici statistice); pentru estimarea posturii obiectului utilizează întreaga imagine a acestuia și au avantajul ca se localizează numai fața, (nu sunt markeri faciali); aceste metode se adaptează la imagini cu rezoluție scăzută; potrivirea cu referința (templete) pentru estimarea poziției și orientării capului se poate face cu diverși algoritmi: **a.** nearest-neighbour; **b.** Gabor Wavelets and PCA; **c.** Support Vector Machine; **d.** Neural networks; algoritmi b și c sunt sensibili la aliniere și dependenți de identitatea persoanei (pentru recunoașterea feței); algoritmi pentru generarea claselor de imagini implică antrenarea și testarea. Algoritmul AdaBoost pentru clasificarea caracteristicilor faciale individuale (anexa 1) și pentru construcția clasificatorului utilizează caracteristicile Haar; pentru o imagine dată valoarea unei caracteristici Haar se calculează bazat pe variațiile sumelor valorilor pixelilor în raport cu un dreptunghi învecinat. Caracteristicile Haar sunt funcții robuste care diferențiază regimurile învecinate și au două proprietăți importante: valoarea funcției invariabilă cu scalarea imaginii; valoarea ce se calculează folosind imaginea integrală este invariantă cu modificarea dimensiunii.

Metodele de urmărire se bazează pe modificarea informației de la imagine la alta, mișcările relative ale capului determinând o continuitate în timp care conduce la estimarea poziției și orientării în spațiu. Metoda oferă acuratețe mărită, dar necesită calibrări succesive ale a sistemului care presupun ca utilizatorul să își mențină fixă poziția capului la inițializarea sistemului sau ori de câte ori urmărirea

Tab. 1

Lucrare	Metoda	Acuratețe detecție [%]	Acuratețe unghi [grade]
Raudonis, 2009	Recunoaștere de șabloane	100%	N/A
Kuo, 2009	Recunoaștere de șabloane	90%	N/A
Yuan, 2009	Recunoaștere de șabloane	N/A	1
Liu, 2010	Recunoaștere de șabloane	94,1%	N/A
Yang, 2010	Recunoaștere de forme	N/A	Orizontal: 0,327 Vertical: 0,3
Yang C., 2010	Recunoaștere de forme	N/A	0,5
Mehrubeoglu, 2011	Recunoaștere de forme	90%	N/A
Li, 2009	Recunoaștere hibridă	N/A	0,5
Huang, 2007	Recunoaștere hibridă	95,62%	N/A
Coetzer, 2011	Recunoaștere hibridă	98,1%	N/A

este întreruptă. Avantajul major al metodelor de urmărire a mișcărilor este dat de acuratețea mare de clasificare prin identificarea setului de mișcări cu amplitudine mică realizate de la un cadru la cadru. Un alt avantaj este cel al determinării unui model dinamic al capului pentru fiecare utilizator. Metoda oferă o urmărire a capului în timp-real și cu acuratețe mare atât pentru urmărirea de aproape, cât și pentru imagini cu rezoluție mică [Tu, 2007], sau pentru variații severe ale iluminării [Murphy-Chutorian, 2008].

În tab1 se prezintă comparativ performanțele de precizie privind detecția și estimarea privirii (unghiul minim de mișcare al ochilor care poate fi identificat) cu diverse metode implementate în cadrul unor cercetări din ultima perioadă de timp. Din păcate în aceste lucrări științifice nu se regăsesc ambele valori, dar se pot observa precizii mărite de detecție a ochilor în cazul metodelor hibride și a celor de recunoaștere de șabloane. Cu toate acestea cea mai bună precizie din punct de vedere a acurateței unghiului de mișcare al ochilor se identifică în cazul metodei de recunoaștere de forme.

În ultima perioadă de timp s-au conceput și dezvoltat librării dedicate pentru identificarea mișcărilor. În tab. 2 se prezintă o serie dintre cele mai populare librării disponibile pe Internet. Majoritatea dintre ele au fost realizate/utilizate pentru a utiliza fluxul de imagini achiziționat de la camere web, dar prin modificarea/îmbunătățirea lor pot fi utilizate și pentru camerele atașate telefoanelor/dispozitivelor mobile. Pe de altă parte, există și o gamă largă de pachete software specializate pe identificarea mișcărilor ochilor; acestea nu pot fi luate în considerare pentru proiectul NAVIEYES fiind realizate în special pentru dispozitive specializate de identificare ale mișcărilor

Tab. 2

Librărie/program	Legătură
Opengazer	http://www.inference.phy.cam.ac.uk/opengazer/
EyeTracking-SSIP2009	http://www.inf.unideb.hu/~SSIP/teams/team4/project.html
TrackEye	http://www.codeproject.com/Articles/26897/TrackEye-Real-Time-Tracking-Of-Human-Eyes-Using-a
Android eye detection and tracking with OpenCV	http://romanhosek.cz/android-eye-detection-and-tracking-with-opencv/
Gaze Tracking Library	http://sourceforge.net/projects/gazetrackinglib/
eyeLike	https://github.com/trishume/eyeLike
PyGaze	http://www.pygaze.org/
Face tracking	http://msdn.microsoft.com/en-us/library/dn782034.aspx
LEA - Lightweight Eyetracking Algorithm	http://sourceforge.net/projects/lea-eyetracking/
ExpertEyes	https://code.google.com/p/experteyes/

ochilor care au, de regulă, costuri foarte mari și ar fi imposibil să se utilizeze pe perioade îndelungate de timp specifice conducerii autovehiculelor.

În tabelul 3 sunt prezentate rezultatele cercetărilor care au oferit cele mai bune valori de clasificare ale poziției capului din punct de vedere al acurateții. Sunt considerate doar abordările de urmărire continuă, cu sau fără calibrare, a utilizatorului.

În urma analizei cercetărilor în domeniul identificării poziției și orientării ochilor putem concluda faptul că este nevoie atât de mișcările ochilor cât și de cele ale capului. Vectorul privirii este dat de vectorul orientării capului căruia i se atașează și vectorul orientării ochilor. Conform comparațiilor efectuate se poate observa că fiecare metodă de identificare a ochilor cât și a capului prezintă avantaje dar și dezavantaje. În cadrul proiectului NAVIEYES se va proceda la urmărirea capului în timp-real pentru un timp îndelungat de unde rezultă că pentru aceasta se va utiliza o metodă care prezintă rezultate în mod continuu la ieșire, iar din punct de vedere al urmării ochilor se va alege una dintre metodele care prezintă acuratețe ridicată din punct de vedere al identificării acestora dar și o precizie ridicată de estimare a orientării.

Metodele hibride se bazează pe combinarea celor anterior enunțate având ca scop principal eliminarea limitărilor prezentate de către una dintre ele, poate chiar de ambele. În mod uzual se întâlnește abordarea care presupune utilizarea unei metode de urmărire peste o metodă statică de estimare a poziției capului. Astfel, sistemul static devine responsabil pentru partea de calibrare, în timp ce sistemul de urmărire va fi responsabil pentru menținerea estimării poziției capului în timp, iar dacă se pierde calibrarea sistemul static poate reinițializa urmărirea. Componentele sistemelor hibride pot funcționa separat în același timp furnizând fiecare câte un rezultat, iar modulul general generând rezultatul final. Ca și exemple pot fi menționate metodele ce au combinații de potrivire de șabloane cu modele geometrice sau modele colectoare integrate cu modele flexibile.

În concluzie, se evidențiază faptul că metodele hibride conduc la cele mai bune rezultate din punct de vedere al acurateții estimării direcției privirii, acest avantaj fiind dat de faptul că aceste metode utilizează de regulă două metode de identificare și clasificare al poziției ochilor/capului.

Metodele de detecție a obstacolelor cele mai folosite sunt: urmărirea traiectoriei petelor de culoare, utilizarea unor trăsături ce sunt specifice autovehiculelor, scanarea cu o cameră video monocromă a întregului cadru. Ultima metodă, presupune utilizarea un set de date de învățare, astfel selectate să conțină cele mai reprezentative caracteristici; aceasta are dezavantajul major reprezentat de timpul de procesare ridicat.

Detecția pietonilor este mult mai complicată, întrucât pietonii, prin aspectul și poziția lor, au forme și culori foarte diversificate. Sistemele de detecție de obiecte ce au fost dezvoltate până acum se pot grupa în trei categorii: bazate pe modele și comparația imaginilor cu acestea, bazate pe caracteristici ce realizează o potrivire a unui set de proprietăți de imagine, bazate pe algoritmi de învățare (antrenare) stocate în clase specifice. Majoritatea sistemelor de detectare a pietonilor prezentate în literatură se bazează pe informații de mișcare preluate de o cameră statică ce achiziționează informații legate de un singur pieton.

Tab. 3

Lucrare	Metodă utilizată	Grade de libertate	Acuratețe	Domeniu	Identificare automată
Schodl, 1998	Urmărire	3	N/A	Continuu	Da
Sherrah, 2001	Hibridă	2	Yaw: 11,2; Pitch: 6,4	Continuu	Da
Morency, 2003	Hibridă	3	Yaw: 3,5; Pitch: 2,4 Roll: 2,6	Continuu	Da
Dornaika, 2004	Urmărire	3	N/A	Continuu	Da
Xiong, 2005	Urmărire	2	N/A	Continuu	Da
Zhao, 2007	Urmărire	3	Yaw: 2,44; Pitch: 2,76 Roll: 2,86	Continuu	Da
Murphy-Chutorian, 2008	Hibridă	3	Yaw: 3,39; Pitch: 4,67 Roll: 2,38	Continuu	Da

Detecția benzilor de rulare și urmărirea acestora (tracking) au fost foarte intens studiate în literatură, cu precădere, pentru navigarea pe autostradă atât pentru detecția unei singure benzi, cât și pentru benzi multiple, cu sau fără marcaje. În principiu, există 2 clase de abordări utilizate în practică, cea bazată pe puncte de interes sau cea bazată pe modele. Prima, bazată pe puncte de interes, localizează benzile drumului combinând caracteristicile de nivel jos, cum ar fi intensitatea sau culoarea marcajelor, textura sau muchia acestora, prin tehnici tradiționale de segmentare de imagini. Dezavantajul acestor tehnici constă în faptul că depind de calitatea marcajelor de pe calea de rulare. În plus, această tehnică nu presupune impunerea de constrângeri globale legate de structura marcajelor. A doua abordare, bazată pe modelul geometric, al benzii presupune pentru reprezentarea acesteia un număr mic de parametri. Astfel, detecția benzii presupune găsirea unor parametri corespunzători asociați modelului marcajului care poate fi bazat pe linii drepte, hiperbole, clotoide, parabole, funcții spline sau contururi active (snakes). Această abordare este mult mai robustă privitor la influența zgomotului sau a lipsei de date. Pentru estimarea recunoașterii se pot fi folosi tehnici probabilistice bazate pe transformata Hough și de modelare chi-square sau least mean square.

Pentru urmărirea (tracking) unei benzi de rulare pot fi folosite tehnici bazate pe filtre Kalman, Kalman extins sau filtrul de particule care conduc la algoritmi mai robusți, pentru a înlesni calculele dar și pentru a menține soluția în anumiți parametri în cazul unor detecții eronate [Jiang, 2011].

Algoritmii de recunoaștere a semnelor rutiere presupun în primă fază identificarea zonei din imagine în care se află semnul de circulație și în a doua fază recunoașterea acestuia. Pentru *identificarea zonei din imagine cu semn de circulație* se parcurg următoarele faze: segmentarea imaginii (pentru a ușura localizarea) bazat pe componenta de luminanță și uneori pe cea de culoare; detecția conturilor și reducerea acestora la dimensiunea de 1 pixel (rezultă o imagine binarizată, în care formele sunt mai ușor de recunoscut); detecția liniilor, realizată de obicei cu ajutorul transformatei Hough; calcularea unghiurilor dintre linii și filtrarea lor după limite prestabilite pentru a identifica triunghiuri, dreptunghiuri sau elipse (pentru forme mai complexe (romb, octogon etc.) este folosită în principal transformata generalizată a lui Hough); calcularea centrului de greutate al formei identificate (pentru aplicarea ulterioară a algoritmului de recunoaștere a texturii). *Recunoașterea semnului de circulație* prin utilizarea corelației între regiunea identificată ca posibil semn de circulație și formele standard ale semnelor de circulație, memorate preliminar. Astfel, se impune definirea ariei de căutare (ignorarea pixelilor de fundal), obținerea coeficienților de corelație și luarea deciziei pe baza votului majoritar. O limitare importantă în ceea ce privește recunoașterea sau chiar detecția indicatoarelor rutiere este dată de semnele deteriorate sau executate în neconformitate cu standardele locale. Problemele și diversele metode de detecție existente sunt tratate sintetic în lucrarea [Møgelmoose, 2012]. Sistemele comercializate la momentul actual recunosc un set restrâns de semne de circulație: de obicei, limitările de viteză, interzicerea depășirii și terminarea restricțiilor.

Pornind de la faptul că nouăzeci la sută dintre accidentele rutiere soldate cu victime au drept cauză eroarea umană, odată cu dezvoltarea autovehiculelor inteligente s-au conceput diverse sisteme de asistență a conducătorului auto care sunt implementate la nivelul calculatorului de bord al autovehiculului. Aceste sisteme au fost implementate comercial pe automobile produse începând cu a doua jumătate a anilor 2000. Totuși, numărul vehiculelor cu vechimea mai mică de 5 ani aflate în trafic este încă redus, drept pentru care au început să fie dezvoltate aplicații pentru sisteme mobile dotate cu cameră video, în speță telefoane mobile inteligente. Aceste sisteme, caracterizate de o mai mare portabilitate, tind să devină sisteme inteligente cu adaptabilitate mai evoluată.

În acest subcapitol sunt sintetizate cele mai evaluate și actuale tehnici, metodologii și algoritmi pentru interpretarea imaginilor preluate de camere video, având drept scop recunoașterea, localizarea formelor și estimarea mișcărilor capului/ochilor, obstacolelor frontale cu potențial de coliziune, marcajelor rutiere de pe calea de rulare și a indicatoarelor rutiere.

Parametrii tehnici ai telefoanelor mobile din gama iPhone, Galaxy S și HTC capabile să suporte toate aceste aplicații rulând simultan ar trebui să aibă: două camere video, care să filmeze în față și în spate la rezoluție HD, și, estimativ; procesor cel puțin dual-core, cu frecvență de 1 GHz sau mai mult, cu cel puțin 1 Gb de RAM și un sistem de operare cât mai nou. În plus, trebuie să dispună de suficient spațiu în memorie pentru a stoca aplicația proiectată.

2.2 Modelul funcțional-structural al aplicației

2.2.1 Definirea problemei de urmărire video a privirii conducătorului auto în raport cu mediul de navigare

În fig. 3 se prezintă schema generală funcțională a sistemului de tip asistent a conducătorului auto pentru navigare în medii de trafic reale. Acest sistem are la bază urmărirea simultan a privirii conducătorului auto și a obiectelor/semnalelor din mediul de rulare a autovehiculului.

Orientarea privirii este determinată de poziția și orientarea capului și de poziția și orientarea ochilor. Orientarea privirii va fi definită de un vector cu punctul de aplicație (punct de referință) în mijlocul segmentului determinat de cei doi ochi și paralel cu direcția pupilei. În același punct se poate defini un vector asociat direcției capului care este perpendicular pe un plan asociat imaginii feței. În fig. 3 se evidențiază și importanța luării în considerare a orientării ochilor pentru determinarea direcției privirii; în această figură se evidențiază direcțiile mult diferite ale capului (vectorul cu albastru) și ochilor (vectorul cu roșu).

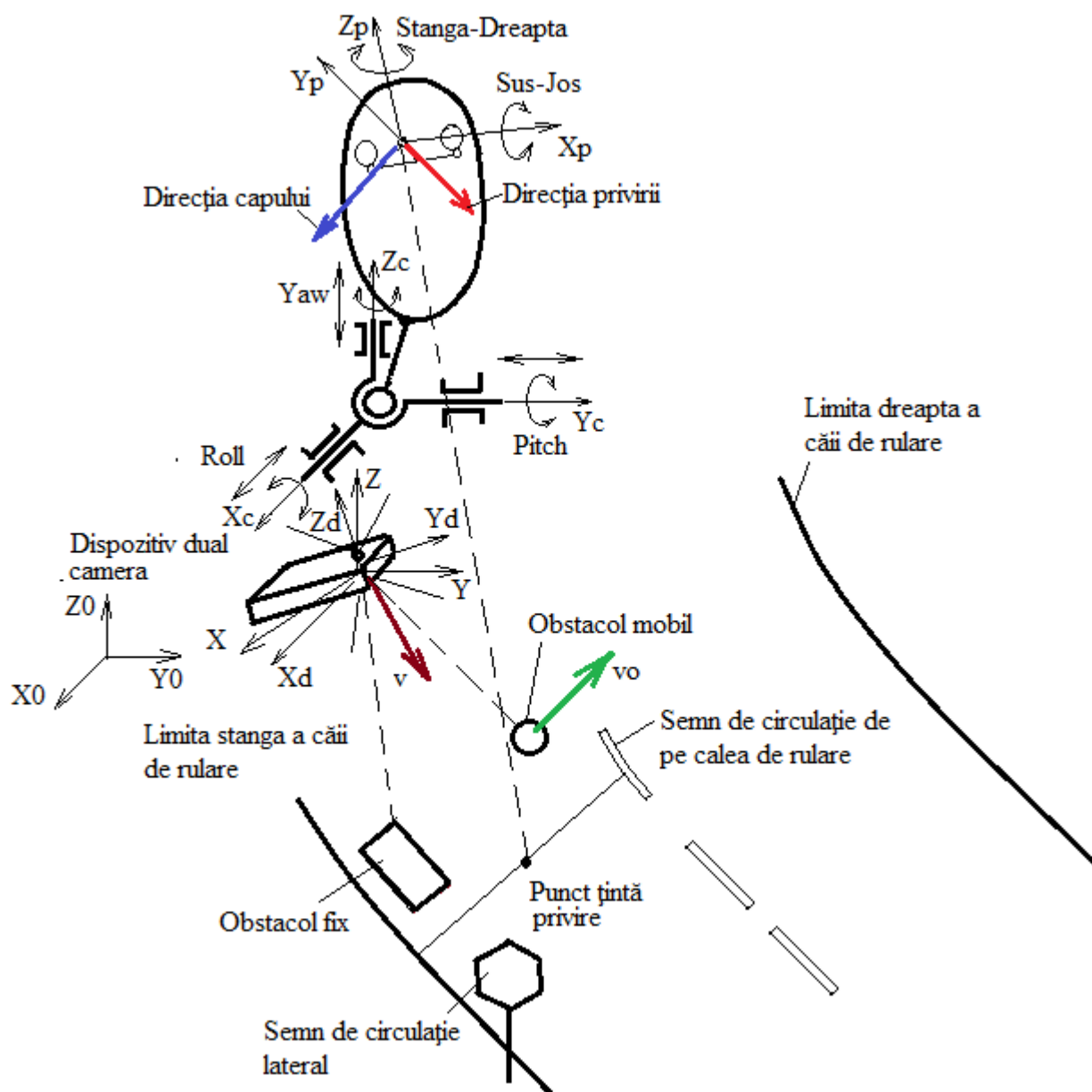


Fig. 3

Dispozitivul dual camera poziționat pe bordul autovehiculului va permite achiziția de imagini ale capului și ochilor conducătorului auto și simultan imagini ale mediului de rulare din fața vehiculului.

Pentru asistarea conducătorului auto bazat pe urmărirea capului/ochilor este necesar să se identifice o direcție țintă (optimă) a privirii astfel încât să se asigure cea mai bună acoperire a scenei instantanee de către câmpul vizual al conducătorului auto (de ex., mijlocul segmentului determinat de limita căii de rulare și banda asociată axei acesteia, fig. 3). Astfel, se impune localizarea unui punct țintă (mobil) al privirii.

Descrierea video a mediului de rulare (navigare) presupune recunoașterea, localizarea și estimarea pozițiilor și orientărilor obstacolelor fixe, semnelor de circulație de pe calea de rulare, semnelor de circulație din afara căii de rulare și semnalelor luminoase ale semafoarelor. În plus, pentru cazul obstacolelor mobile (vehicule, pietoni etc.) se impune și identificarea mișcărilor acestora.

În timpul conducerii autovehiculului, capul și ochii conducătorului auto au mișcări spațiale complexe. Astfel, se pot identifica 6 grade de mobilitate ale capului: trei rotații în raport cu corpul la nivelul gâtului) și trei translații care sunt induse de deplasări ale corpului în raport cu scaunul conducătorului auto. În plus, se impune și luarea în considerare a mișcărilor ochilor, sintetizate prin 2 rotații (stânga-dreapta și sus-jos). Un sistem de asistare eficient presupune analiza proceselor dinamice prin luarea în considerare a vitezelor și accelerațiilor mișcărilor capului și ochilor, obstacolelor din fața vehiculului, precum și ale vehiculului. Astfel, se pot aborda aspecte de analiză a precoliziunilor.

Pentru a analiza toate aceste aspecte descrise mai sus, se impune dezvoltarea structurii programului de cercetare din cadrul proiectului NaviEyes, detaliată în fig. 4. Se evidențiază principalele secțiuni ale acestei structuri: modelarea, algoritimizarea și programarea recunoașterii capului și ochilor; estimarea direcției de privire; implementarea algoritmilor de recunoaștere; estimarea și modelarea semnelor de circulație, a obstacolelor și a benzii de rulare; concepția și proiectarea sistemului de asistare și a sistemului de siguranță pe mașina reală; modelarea și implementarea unor simulări în medii virtuale și reale; construirea unei baze de cunoștințe precum și optimizarea produsului pentru diferite situații de exploatare. Aceste secțiuni sunt corelate logic pentru determinarea informațiilor și datelor necesare pentru proiectarea produsului propus. Spre exemplu, cele 2 structuri de modelare, algoritimizare și programare a proceselor de recunoaștere/localizare și a proceselor de

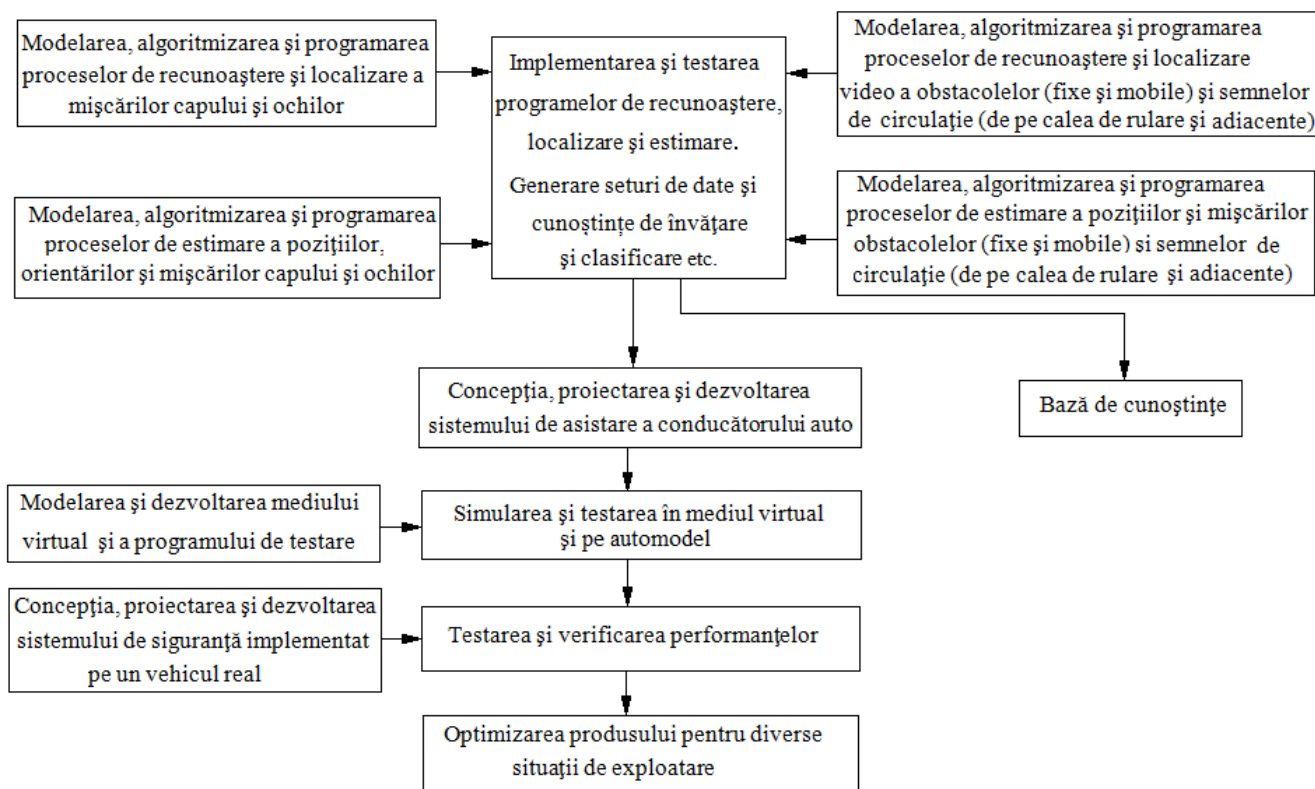


Fig. 4

estimare a direcției privirii conducătorului auto stau la baza aplicației pentru dispozitive mobile, utilizând camera dinspre interiorul mașinii. În același timp, secțiunile care se ocupă cu modelarea proceselor de recunoaștere și localizare video, precum și cele de estimare a pozițiilor și mișcărilor obstacolelor (fixe și mobile) și a semnelor de circulație (de pe calea de rulare și adiacente la carosabil) utilizează camera dinspre exteriorul mașinii.

2.2.2 Schema generală funcțional-structurală a aplicației NaviEyes

În fig. 5 se prezintă schema generală de funcțional-structurală a asistentului inteligent de navigare auto pentru dispozitive mobile bazat pe urmărirea privirii. Pentru o descriere cât mai detaliată a structurii aplicației, se reprezintă arhitectura în baza recomandărilor unificării raționale a proceselor (RUP - Rational Unified Process). Din perspectivele propuse de RUP, una dintre cele mai importante este cea legată de separarea logică, evidențiată și în fig. 5. Aceasta descrie sistemul în pachete funcționale. Pentru fiecare pachet relevant, se introduc practic cele mai importante clase și se descriu atât funcționalitățile acestora, cât și relațiile dintre ele, operațiile și atributele.

Aplicația NaviEyes își propune să evalueze video mișcările capului/ochilor pentru a corela direcția privirii precum și punctul de interes (de focusare) al conducătorului auto cu scena de trafic în care aceasta se află. Ca și în cazul oricărui alt sistem ce funcționează în timp real, viteza de lucru și acuratețea sistemului de monitorizare a mișcărilor ochilor și a mediului exterior sunt factori care influențează în mod direct performanțele analizei și interpretării corecte a acestor informații. Din acest motiv, s-au adoptat algoritmi de lucru cât mai rapizi (și în același timp, cât mai performanți) care să proceseze date eterogene complexe. Acești algoritmi vor fi implementați în cadrul modulelor specifice de procesare video. Principalele module care compun aplicația NaviEyes sunt sintetizate în fig. 6, împreună cu o parte din metodele de procesare video adecvate. Spre exemplu, în cadrul modulelor legate de recunoașterea caracteristicilor biometrice ale conducătorului auto, vor fi folosite clasificatoare Haar, segmentarea de culori sau tehnica model matching. În cazul procesării video a mediului exterior, algoritmii folosiți sunt strâns legați de ceea ce se urmărește: intenția de a părăsi

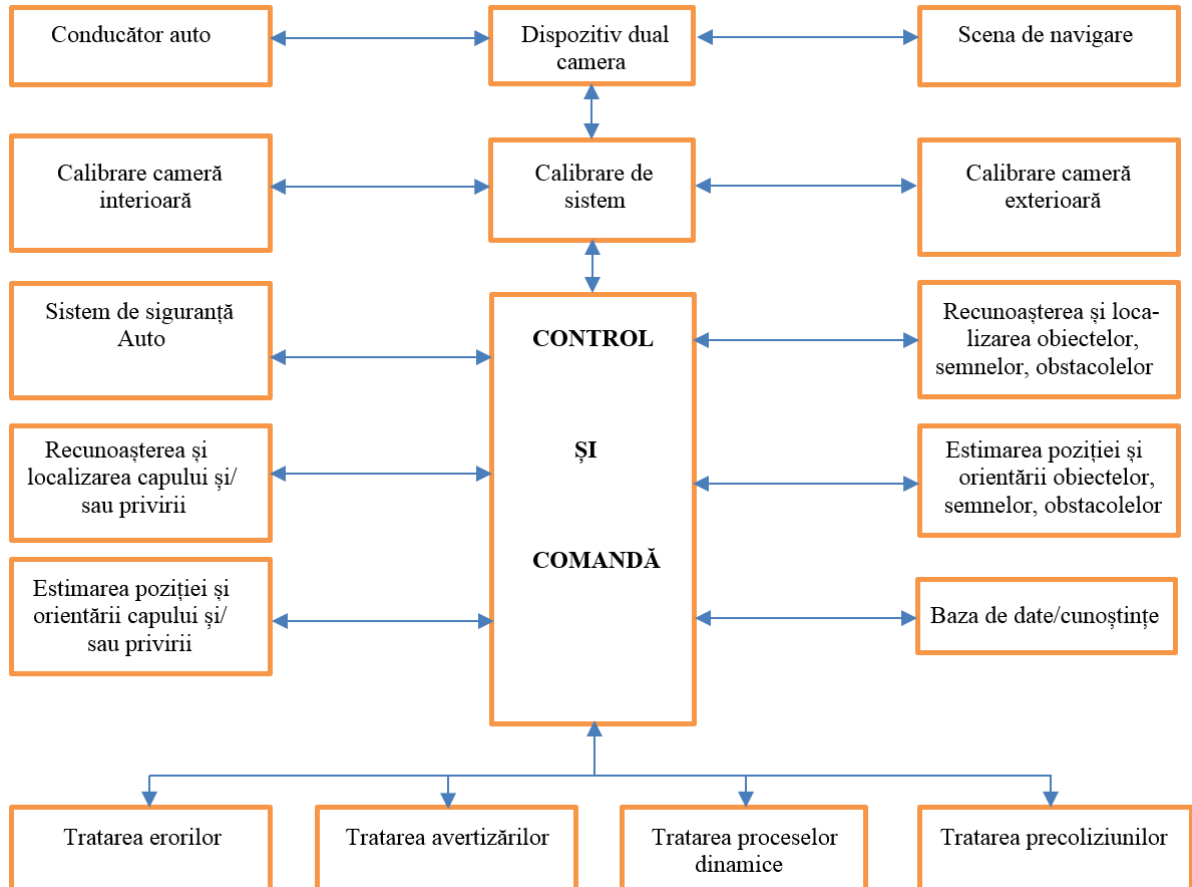


Fig. 5

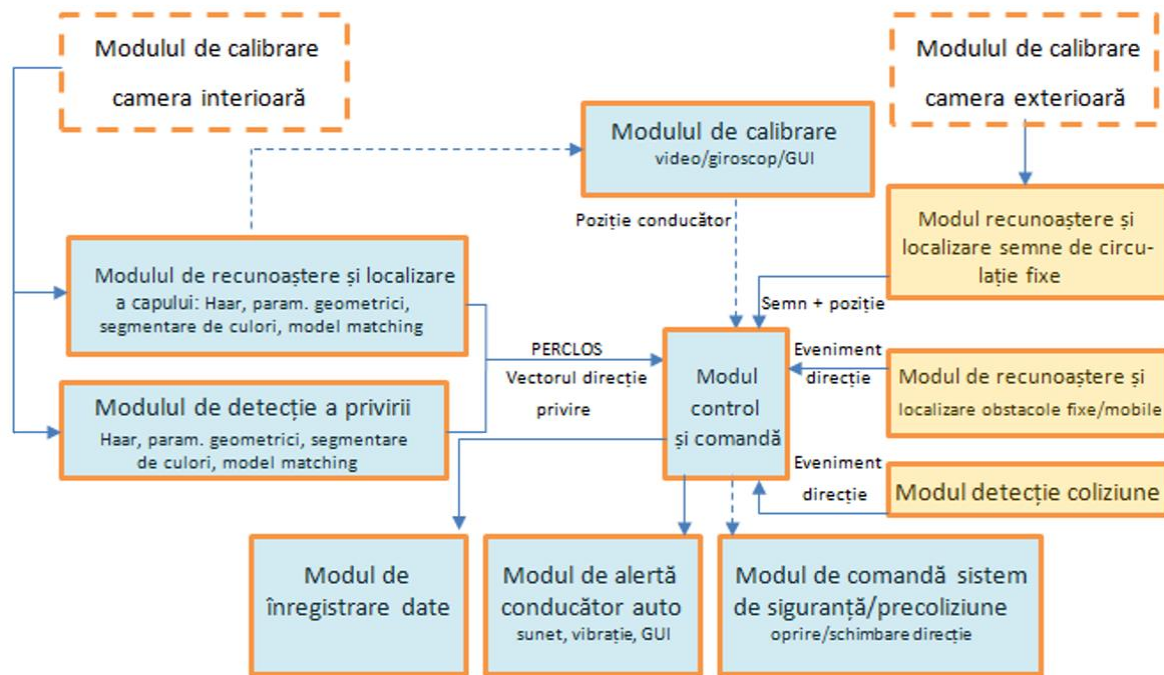


Fig. 6

banda de rulare (LDW), recunoașterea indicatoarelor rutiere (TSD) și obstacole frontale (FCW). Principalele metode de realizare a procesării video pentru camera exterioră vor include filtrarea culorii, folosirea de șabloane multiple, filtrul Kalman și altele.

Pentru cazul modulului de calibrare, este prezentată o aproximare medie a locului adecvat de montare (fig. 7), urmând o clasificare mai precisă care să rezulte dintr-o serie de teste care vor fi efectuate în mediul real. Dispozitivul poate include, în plus, senzorul giroscopic pentru a obține o poziționare cât mai eficientă. Poziționarea dispozitivului mobil pe vehicul trebuie realizată cu ajutorul unui kit de GPS poziționat în zona galbenă din fig. 7. Aria de acoperire a camerei dinspre exterior este evidențiată de zona albastră, în timp ce aria de acoperire a camerei dinspre interior este marcată cu roșu. După un set inițial de măsurători, s-a concluzionat faptul că distanța D_1 poate lua valori între 40 și 65 de cm în timp ce D_2 poate fi în domeniul 50...80 de cm. Aplicația se va baza, de asemenea, pe detecția feței din modulul de recunoaștere și localizare a capului conducătorului auto, pentru a detecta inițial dacă acesta se află în câmpul de vizualizare al fluxului video din interiorul mașinii.

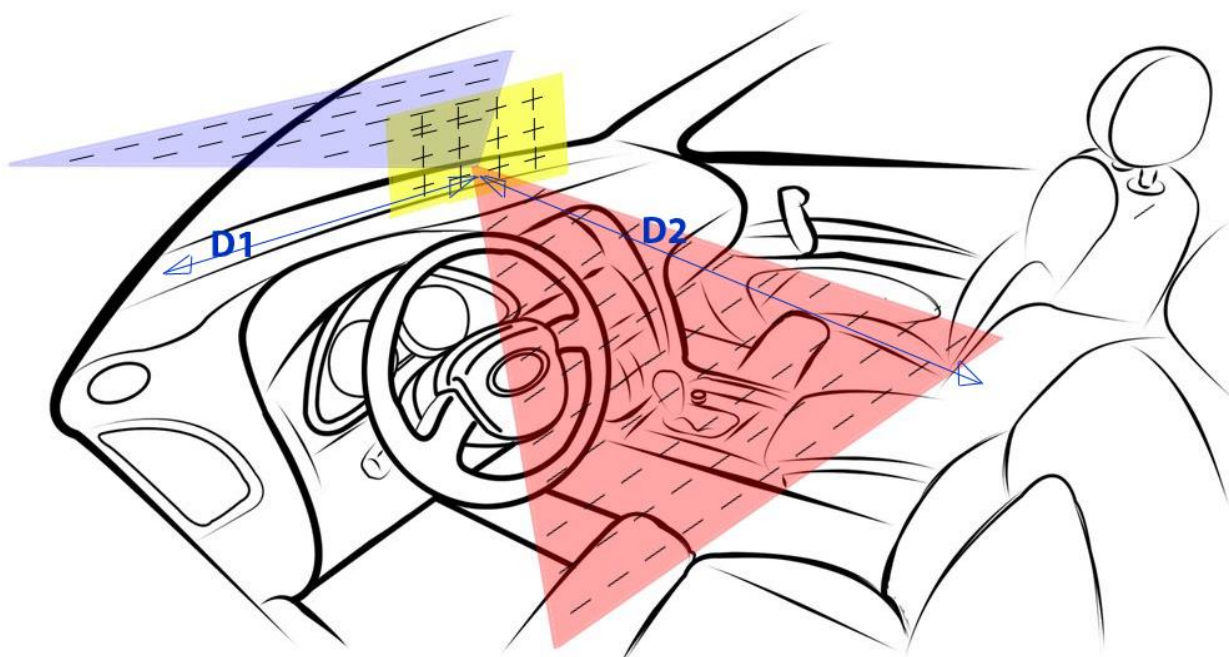


Fig. 7

2.3 Modelarea matematică a proceselor de urmărire, recunoaștere, localizare și estimare a mișcărilor capului și ochilor (privirii)

2.3.1 Aspecte privind recunoașterea și localizarea capului

Recunoașterea, localizarea și estimarea cu precizie a poziției și orientării capului în spațiu are la bază un set de puncte 3D. Acest set este achiziționat preliminar prin urmărire (tracking) și este folosit pentru modelarea geometrică și cinematică a capului.

Recunoașterea formei capului presupune etapele:

- detectarea (estimarea) grosieră a poziției feței din: față, stânga, dreapta, sus, jos, stânga-sus, stânga-jos, dreapta-sus; dreapta-jos; aceste situații formează clase;
- extragerea caracteristicilor faciale distinctive din imaginea detectată; se dezvoltă un detector al caracteristicilor capului (vârful nasului, ochi, urechi) bazat pe algoritmul de antrenare AdaBoost folosind caracteristicile Haar;
- estimarea cu precizie a posturii capului (3 rotații și trei translații) bazat pe aceste caracteristici faciale (cu rețele neuronale multilayers, antrenate backpropagation, caracteristicile faciale determinate la punctul b sunt intrări); se va învăța corelațiile dintre pozițiile caracteristicilor faciale și posturile capului prin instruire

Avantajele acestei metodologii sunt:

- prin utilizarea caracteristicilor locale, în locul întregii imagini a capului/feței (metode globale) se obține o reprezentare sintetică compactă care conduce la eficiența computațională pentru antrenare, testare și estimare;
- utilizarea caracteristicilor locale implică robustețe mărită a sistemului datorită faptului că semnalele asociate acestora sunt influențate mai puțin de luminozitate decât imaginile globale;
- numărul de clase propuse (9) asigură o precizie mărită.

Pentru estimarea poziției și mișcării privirii (frame to frame) se impune conceperea unui model parametrizat prin considerarea unor sisteme de coordonate asociate unor puncte de referință ale capului și ochilor.

În fig. 8 se prezintă modelul geometric al capului luând în considerare următoarele ipoteze simplificatoare:

- nu se iau în considerare caracteristicile de deformare și mișcare ale feței, acestea având influență redusă asupra direcției privirii;
- pentru determinarea mișcărilor de rigid ale capului se impune definirea unor caracteristici particulare despre forma spațială (elipsoid), de suprafața (ale feței), dimensiunile și poziția unor părți (ochi, nas, gură, urechi).

În vederea apropierii cât mai mult de realitate capul considerat ca un rigid este legat de o articulație sferică (cu trei rotații spațiale, asociate gâtului) care, în continuare, este solidară cu a cuplă spațială de translație (cu trei translații, asociate mișcărilor corpului). Astfel se definesc mișcările de translație sus-jos; stânga-dreapta; față-spate și de rotație: pitch (înclinare, față-spate); yaw (girare,

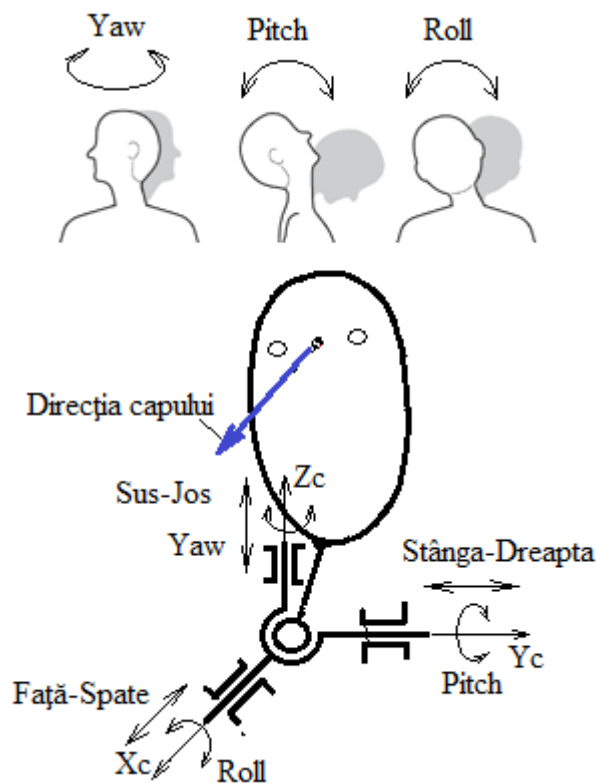


Fig. 8

stânga-dreapta); roll (rului, rotire stânga-dreapta):

Rotația spațială (3D) a capului în raport cu sistemului de referință mobil asociat corpului se poate caracteriza prin cei 9 cosinșuri directori a matricei de rotație considerați ca parametrii dependenți dintre care 3 sunt independenți. Aceștia se pot defini ca unghiuri Euler sau Bryan-Cardan. Modelarea orientării capului în spațiul 3D cu unghiurile Euler presupune că rotația se obține prin rotații plane succesive aplicate sistemului de referință mobil cu unghiurile: φ – de rotație proprie; θ – unghi de nutație și Ψ – unghi de precesie (v. anexa 2). Modelarea cu unghiurile Bryan-Cardan: Φ_1 – rotație în jurul axei y ; Φ_2 – rotație în jurul axei y' ; Φ_3 – rotație în jurul axei x'' este prezentată în anexa 2.

Având în vedere că mișcările ochilor au influență majoră asupra direcției privirii, în continuare, se va dezvolta modelul general de urmărire a mișcărilor capului și ochilor, ca apoi, prin particularizarea modelului obținut se determină modelul de urmărire a mișcărilor capului.

2.3.2 Aspecte privind recunoașterea și localizarea privirii (capului și ochilor)

În fig. 9 se prezintă algoritmul general pentru recunoașterea și localizarea capului și ochilor conducătorului auto. Recunoașterea, localizarea și estimarea cu precizie a poziției și orientării capului și ochilor în spațiu are la bază un set de puncte 3D. Acest set achiziționat preliminar prin urmărire (tracking) este folosit pentru modelarea geometrică și cinematică a capului.

Există diverse metode care iau în considerare caracteristici ale feței (orificii nas și sprâncene, care se evidențiază prin pixeli închiși dark pixel) pentru recunoaștere și localizare și apoi pentru estimarea privirii. Frecvent, se consideră tripleta ochi și vârf nas prin două perechi de triunghiuri asemenea cu unghiurile interioare cunoscute aprox. Aceste unghiuri sunt cvasiconstante pentru orice poziție a capului fiecărei persoane și pot fi folosite pentru validarea combinațiilor acestor caracteristici. Pentru estimarea privirii se calculează centrele de masa ale acestor triunghiuri. Unghiurile obținute pentru fiecare combinație a celor trei puncte sunt comparate cu unghiuri predefinite.

În cazul urmării privirii, spre deosebire de urmărirea capului când vitezele de mișcare sunt reduse, se impune considerarea vitezelor de mișcare a ochilor care sunt mult mărite; mișcarea sacadată

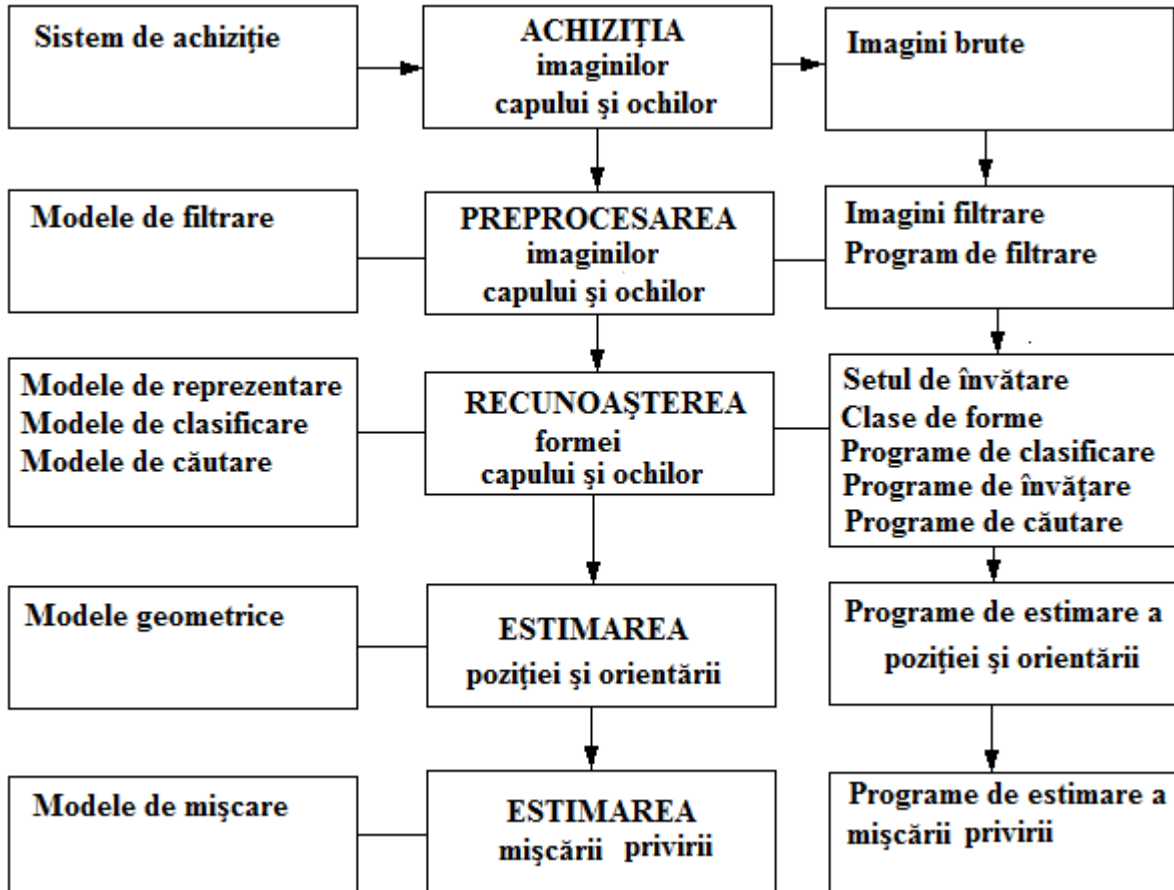


Fig. 9

poate ajunge la 770°/s și se produce în la zeci de milisecunde. Un bun sistem de urmărire a ochilor lucrează la viteze mari. Sistemele de urmărire online a ochilor bazate pe imagini digitale se impune să lucreze la 160 Hz (fps) [Long, 2010]

În plus, în cazul urmăririi privirii se evidențiază importanța mărită a calității sursei de lumină care are un aport major la creșterea calității imaginii și produce spotul luminos al reflexiilor corneei. Capul și ochii uzual se descriu prin 60x40 pixeli de imagine care trebuie să fie robustă, situație ce implică schimbarea iluminării pentru identificarea cu acuratețe a caracteristicilor faciale ale diverșilor utilizatori.

2.3.3 Model geometric general de descriere a mișcărilor capului și ochilor

În fig. 10 se prezintă modelul general de descriere a mișcărilor capului și ochilor în raport cu dispozitivul dual camera (DC) și mediul de rulare în condițiile următoarelor ipoteze simplificatoare:

- ochiul se modelează ca sferă perfectă și nedeformabilă;
- irisul și pupila sunt approximate cu plane ce intersectează sfera;
- mișcările ochilor se aproximează ca rotații pure în raport cu centrul sferei;
- axa vizuală a ochiului se aproximează cu axa optică.

Semnificațiile parametrilor din fig. 9:

- V - centrul sistemelor de coordonate asociate vehiculului și dispozitivului DC;
- C - sistemul de coordonate asociat punctului care aparține capului (mijlocul segmentului

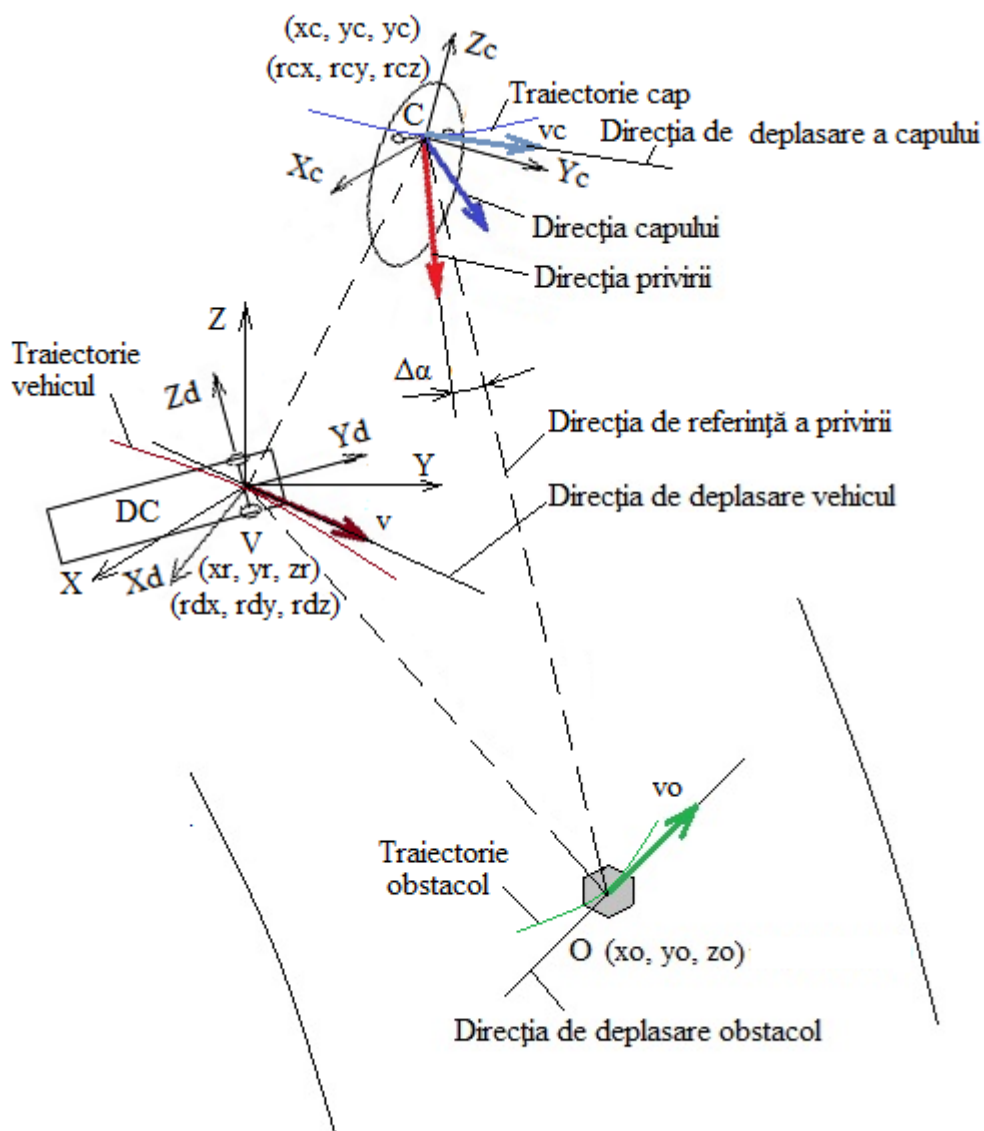


Fig. 10

	determinat de punctele asociate ochilor);
O	- punctul asociat obiectului/simbolului din mediul de rulare;
XYZ	- sistemul de coordonate asociat vehiculului;
XdYdZd	- sistemul de coordonate asociat camerelor dispozitivului DC;
XcYcZc	- sistemul de coordonate asociat capului;
xr, yr, zr	- coordonatele absolute ale vehiculului (GPS, valori variabile);
xc, yc, zc	- coordonatele relative ale capului în raport cu sistemul camerelor XdYdZd (localizare vision, valori variabile);
xo, yo, zo	- coordonatele relative ale obiectului/simbolului în raport cu sistemul camerelor XdYdZd (localizare vision, valori variabile/nulă);
rdx, rdy, rdz	- rotirile relative ale dispozitivului DC în raport cu sistemul vehiculului XYZ (localizare prin calibrare, valori constante);
rcx, rcy, rcz	- rotirile relative ale capului în raport cu sistemul camerelor XdYdZd (localizare vision, valori variabile);
v	- viteza instantanee a vehiculului (valori variabile);
vc	- viteza instantanee a capului (valori variabile);
vo	- viteza instantanee a obstacolului/simbolului (valori variabile/nulă);
$\Delta\alpha$	- unghiul de deviație a direcției a privirii de la direcția de referință (spre obiect/simbol);
D	-distanța focală a privirii;
CO	- direcția de referință a privirii.

Pentru descrierea pozițiilor orientărilor și mai apoi a mișcărilor se vor folosi coordonatele omogene, fapt ce implică transformări omogene matriceale.

În tab. 4 se prezintă transformări omogene 3D elementare (translația, rotația după X, rotația după Y și rotația după Z).

Transformarea compusă (multiplă) presupune înmulțirea matricelor transformărilor elementare și conduce la relația de calcul poziției și orientării privirii în raport cu sistemul de coordonate asociat camerei dispozitivului dual camera:

$$\begin{aligned}
 RT_{\bar{c}} &= R_{\bar{c}}^X R_{\bar{c}}^Y R_{\bar{c}}^Z = \\
 &= \begin{pmatrix} \cos(rcz) & -\sin(rcz) & 0 & xc \\ \sin(rcz) & \cos(rcz) & 0 & yc \\ 0 & 0 & 1 & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(rcy) & 0 & -\sin(rcy) & xc \\ 0 & 1 & 0 & yc \\ \sin(rcy) & 0 & \cos(rcy) & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & xc \\ 0 & \cos(rcx) & -\sin(rcx) & yc \\ 0 & \sin(rcx) & \cos(rcx) & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \\
 &= \begin{pmatrix} R_{xx} & R_{xy} & R_{xz} & xc \\ R_{yx} & R_{yy} & R_{yz} & yc \\ R_{zx} & R_{zy} & R_{zz} & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},
 \end{aligned}$$

unde,

$$\begin{aligned}
 R_{xx} &= \cos(rcy) \cos(rcz); \\
 R_{xy} &= \sin(rcx) \sin(rcy) \cos(rcz) - \cos(rcx) \sin(rcz); \\
 R_{xz} &= \cos(rcx) \sin(rcy) \cos(rcz) + \sin(rcx) \sin(rcz); \\
 R_{yx} &= \cos(rcy) \sin(rcz); \\
 R_{yy} &= \sin(rcx) \sin(rcy) \cos(rcz) + \cos(rcx) \cos(rcz); \\
 R_{yz} &= \cos(rcx) \sin(rcy) \sin(rcz) - \sin(rcx) \cos(rcz); \\
 R_{zx} &= -\sin(rcy); \\
 R_{zy} &= \sin(rcx) \cos(rcy); \\
 R_{zz} &= \cos(rcx) \cos(rcy);
 \end{aligned}$$

Coordonatele omogene ale punctului asociat privirii, $\begin{bmatrix} 0 \\ -D \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$.

Coordonate omogene ale punctului O (obiect/semnului) în raport cu sistemul de coordonate asociat

Tab. 4

Denumirea	Schița	Matricea de transformare
Translație C/V		$T_{C/V} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & xc \\ 0 & 1 & 0 & yc \\ 0 & 0 & 1 & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
Rotație în jurul axei X		$R_{C/V}^X = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & xc \\ 0 & \cos(rcx) & -\sin(rcx) & yc \\ 0 & \sin(rcx) & \cos(rcx) & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
Rotație în jurul axei Y		$R_{C/V}^Y = \begin{pmatrix} \cos(rcy) & 0 & -\sin(rcy) & xc \\ 0 & 1 & 0 & yc \\ \sin(rcy) & 0 & \cos(rcy) & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
Rotație în jurul axei Z		$R_{C/V}^Z = \begin{pmatrix} \cos(rcz) & -\sin(rcz) & 0 & xc \\ \sin(rcz) & \cos(rcz) & 0 & yc \\ 0 & 0 & 1 & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

capului din relația,

$$\begin{bmatrix} x_{OC} \\ y_{OC} \\ z_{OC} \\ 1 \end{bmatrix} = RT_{C/V}^Z \begin{bmatrix} x_O \\ y_O \\ z_O \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} R_{xx} & R_{xy} & R_{xz} & xc \\ R_{yx} & R_{yy} & R_{yz} & yc \\ R_{zx} & R_{zy} & R_{zz} & zc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_O \\ y_O \\ z_O \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_O R_{xx} + y_O R_{xy} + z_O R_{xz} + xc \\ x_O R_{yx} + y_O R_{yy} + z_O R_{yz} + yc \\ x_O R_{zx} + y_O R_{zy} + z_O R_{zz} + zc \\ 1 \end{bmatrix},$$

rezultă,

$$x_{OC} = x_O R_{xx} + y_O R_{xy} + z_O R_{xz} + xc,$$

$$y_{OC} = x_O R_{yx} + y_O R_{yy} + z_O R_{yz} + yc,$$

$$z_{OC} = x_O R_{zx} + y_O R_{zy} + z_O R_{zz} + zc.$$

Componentele vectorului direcției capului,

$$\overrightarrow{DP} = [0 \quad -D \quad 0].$$

Componentele vectorului direcției obiectului/semnului,

$$\vec{CO} = [x_{oc} \quad y_{oc} \quad z_{oc}]$$

Distanța de la cap la obiect/semnal,

$$CO = \sqrt{x_{oc}^2 + y_{oc}^2 + z_{oc}^2},$$

Unghiul deviației privirii,

$$\Delta = \frac{\overrightarrow{DP} \cdot \overrightarrow{CO}}{|\overrightarrow{DP}| |\overrightarrow{CO}|} = \frac{D y_{oc}}{\sqrt{x_{oc}^2 + y_{oc}^2 + z_{oc}^2}}$$

în care, coordonatele x_{oc} , y_{oc} și z_{oc} se determină cu relațiile de mai sus.

Cazul particular I: Problema plană statică de urmărire a capului (fig. 11)

Unghiul deviației capului,

$$\Delta = \frac{\overrightarrow{DP} \cdot \overrightarrow{CO}}{|\overrightarrow{DP}| |\overrightarrow{CO}|} = \frac{D(-x_o \cos(rcz) + y_o \sin(rcz) - xc)}{D \sqrt{(x_o \cos(rcz) - y_o \sin(rcz) + xc)^2 + x_o \sin(rcz) + (y_o \cos(rcz) + yc)^2}}$$

Cazul particular II: Problema plană statică de urmărire a capului și ochilor (fig. 12)

Unghiul deviației privirii,

$$\Delta = \frac{\overrightarrow{DP} \cdot \overrightarrow{CO}}{|\overrightarrow{DP}| |\overrightarrow{CO}|} = \frac{D(-x_o \cos(rcz + rpz) + y_o \sin(rcz + rpz) - xc)}{D \sqrt{(x_o \cos(rcz + rpz) - y_o \sin(rcz + rpz) + xc)^2 + x_o \sin(rcz + rpz) + (y_o \cos(rcz + rpz) + yc)^2}}$$

2.3.4 Modelarea matematică a scenei de trafic

În fig. 13 se prezintă modelul geometric pentru calculul distanței până la un obiect, pornind de la o imagine video [Gat, 2004],

$$d = \frac{f \cdot H}{y_{ob} - y_{PF}}$$

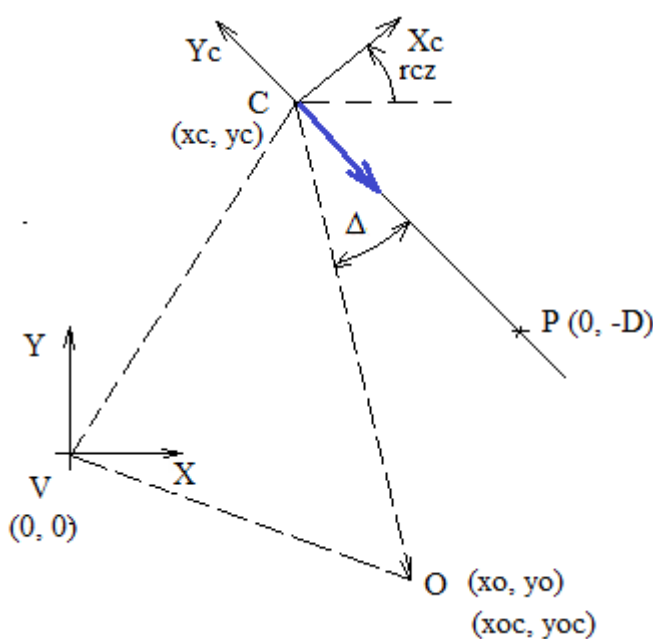


Fig. 11

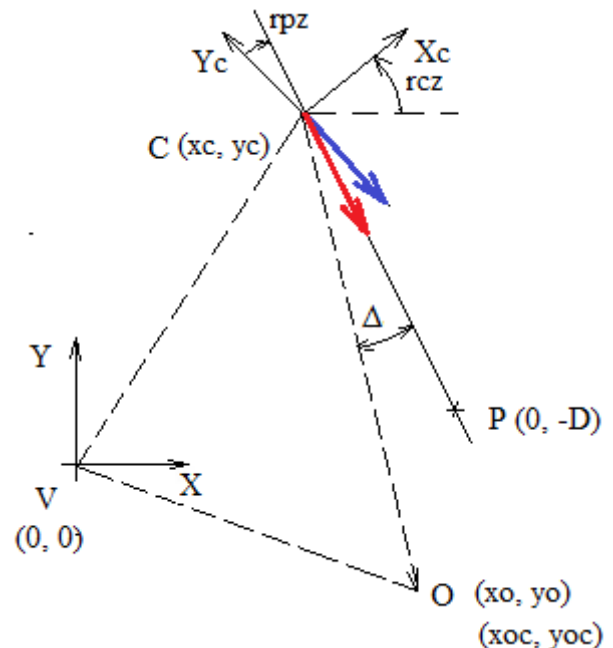


Fig. 12

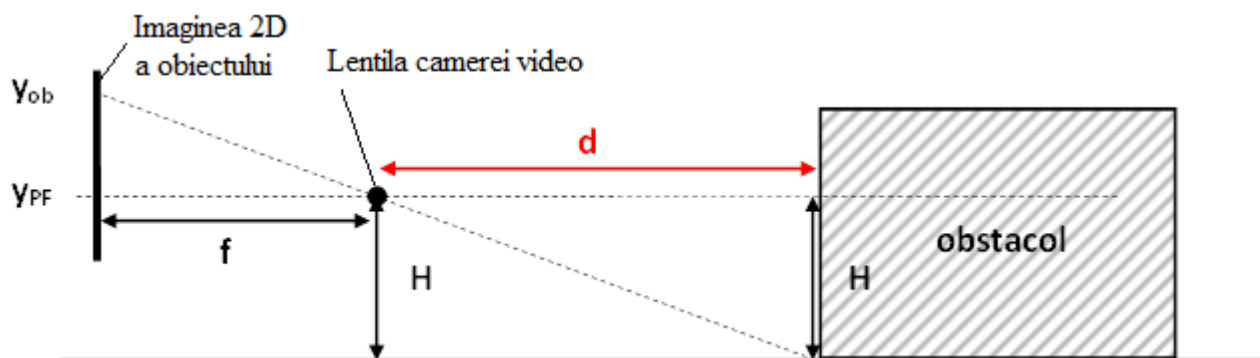


Fig. 13

unde,

f - distanța focală a camerei video;

H - înălțimea de poziționare a camerei video;

y_{ob} - înălțimea proiecției bazei obstacolului;

y_{PF} - înălțimea punctului de fugă (implicit, a camerei video).

Dintre aceste mărimi sunt cunoscute: înălțimea camerei și a punctului de fugă, distanța focală, precum și diferența în pixeli între înălțimea proiecției bazei obstacolului și înălțimea punctului de fugă. Valoarea acestei distanțe rezultă cu aproximație, întrucât depinde de preciziile de evaluare a lungimilor și înălțimilor precum și/sau de modul de definire pixelilor asociați senzilor camerei video. Aceste limitări pot fi luate în calcul și la estimarea timpului până la coliziune. Cu aceeași metodă geometrică se poate calcula și distanța laterală de la punctul de fugă la obstacolele cu potențial de coliziune.

În cazul în care obstacolul static se află pe aceeași bandă de mers cu cea a autovehiculului, cunoscând distanța până la obstacol și viteza autovehiculului (dedusă pe baza datelor furnizate de accelerometrul încorporat în telefonul mobil), se poate calcula timpul până la impact (d/v) și, în funcție de valoarea rezultată, conducătorul auto poate fi avertizat asupra pericolului.

Ca exemplu, la un obstacol static aflat la 50 m distanță, autovehiculul ajunge în 6 secunde dacă merge cu 30 km/h, în 3 secunde dacă are 60 km/h și în 1,8 secunde dacă merge cu 100 km/h. Conform [MobileyeFCW, 2007], în aproximativ 80% dintre accidente conducătorul auto a fost neatent în cele 3 secunde dinaintea impactului. Universitatea din Adelaide a relevat într-un studiu că în 29% dintre astfel de accidente conducătorul auto nu a frânat fie pentru că nu a avut suficient timp de reacție, fie că nu și-a dat seama de pericolul coliziunii. Un alt studiu, realizat de Daimler Benz, arată că o avertizare asupra pericolului cu 0,5 secunde mai devreme poate duce la evitarea a 60% dintre coliziuni, iar o avertizare cu 1,5 secunde mai devreme poate duce la evitarea a 90% dintre coliziuni. Luând în considerare acești factori, în cadrul studiilor de precoliziune din acest proiect se va determina timpul optim de avertizare a conducătorului auto pentru evitarea coliziunii. În cadrul acestui proiect, controlul automat al frânelor autovehiculului presupune eliminarea din lanțul de răspuns a timpului de reacție a conducătorului auto, și de asemenea a erorilor de luare a deciziilor.

Calculul distanței până la obstacolul din față, realizat pentru modele statice, poate fi adaptat la modele dinamice (când obstacolul este mobil) luând în considerare direcția de deplasare, viteza și accelerația fiecărui obiect din scena de trafic. Această problemă poate fi rezolvată cu ușurință dacă este luat în considerare faptul că fluxul video captat de camera telefonului mobil constă dintr-o succesiune de cadre statice (în principiu, 30 pe secundă). Determinarea distanței se poate face cu ușurință pentru fiecare cadru în parte. Ulterior, se determină creșterea sau descreșterea distanței dintre autovehicul și obiectul mobil cu relația,

$$d(t) = d_0 + v_r t + \frac{1}{2} a_r t^2,$$

în care a_r este accelerația relativă, și v_r - viteza relativă. Din această relație se poate determina timpul t , până la impact (*time to collision, TTC*). Acești parametri complică însă mult calculele, atât în etapa de determinare a lor, cât și în calculul timpului până la impact, ceea ce poate afecta performanța aplicației

de pe telefonul mobil. De asemenea, modelele predictive nu sunt potrivite unor schimbări instantanee de parametri, cum ar fi în cazul frânării bruște a autovehiculului din față sau al opririi în ultimul moment a pietonilor angajați în traversare. Totuși, și în acest caz se pune problema determinării pericolului de coliziune. Dacă obstacolul din față se află la o distanță mică, dar are o viteză de înaintare egală sau mai mare ca cea a autovehiculului, metodologia aferentă modelului static ar genera o alarmă falsă de coliziune.

2.4 Rezultate obținute

Ca urmare a dezvoltării activităților prevăzute în contract pentru perioada de derulare a etapei I a proiectului s-au obținut următoarele rezultate:

- a. Raport tehnic asupra realizărilor și limitărilor în domeniul procesării de imagini
- b. Raport tehnic asupra dispozitivelor mobile de tip dual-camera
- c. Site-ul web și logoul proiectului
- d. Modelul structural-funcțional al aplicației
- e. Model matematic al mișcărilor ochilor conducătorului auto (parțial)
- f. Model matematic asociat scenelor de rulare

3. CONCLUZII. GRADUL DE REALIZARE A OBIECTIVELOR

Parcursul activităților programate în cadrul etapei I, pe lângă rezultatele obținute, a condus și la următoarele aspecte calitative și de contribuții proprii:

- instruirea membrilor echipei în domeniul temei de cercetare;
- formarea de grupuri de cercetare mixte (coordonator-partener);
- elaborarea unei baze de documentare în domeniu;
- achiziția de echipamente și consumabile;
- teste preliminare privind resursele hard-soft folosite;
- identificarea limitelor atinse de cercetările și realizările tehnice în domeniul recunoașterii, localizării și estimării pozițiilor, orientărilor și mișcărilor capului și ochilor;
- identificarea limitelor atinse de cercetările și realizările tehnice în domeniul recunoașterii, localizării și estimării pozițiilor, orientărilor și mișcărilor obiectelor din mediul de rulare;
- identificarea limitelor hard și software ale dispozitivelor mobile dual camera pentru a fi folosite pentru implementarea asistentului inteligent de navigare propus;
- concepția metodologiei de cercetare pentru perioada de derulare a proiectului;
- concepția unei arhitecturi funcțional-structurale originale a produsului bazat pe cercetări teoretice și experimentale;
- modelarea geometrică a pozițiilor și orientărilor capului prin luarea în considerare și a mișcărilor corpului;
- modelarea geometrică a pozițiilor și orientărilor ochilor cu luarea în considerare a mișcărilor capului;
- elaborea modelelor matematice bazat pe transformări omogene;
- modelul geometric de calcul a distanței până la un obstacol din mediul de rulare;
- elaborarea planului de publicații științifice;
- concepția și dezvoltarea logoului și siteului proiectului;
- prezentarea și discutarea în cadrul centrului de cercetare a programului de cercetare propus.

În concluzie, prin cercetările realizate și, mai ales, prin rezultatele obținute obiectivele propuse au fost îndeplinite în integralitate. Acest raport a fost elaborat având la bază rapoartele detaliate elaborate de membrii echipelor coordonatorului și partenerului: Raport tehnic asupra realizărilor și limitărilor în domeniul procesării de imagini, Raport tehnic asupra dispozitivelor mobile de tip dual-camera, Modelul structural-funcțional al aplicației, Model matematic al mișcărilor ochilor conducătorului auto (parțial), Model matematic asociat scenelor de rulare.