



**UNIVERSITATEA DIN CRAIOVA**  
**ȘCOALA DOCTORALĂ “CONSTANTIN BELEA”**  
**FACULTATEA DE AUTOMATICĂ, CALCULATOARE ȘI**  
**ELECTRONICĂ**  
**DOMENIUL MECATRONICĂ ȘI ROBOTICĂ**



**Ing. Gheorghe GÎLCĂ**

**REZUMATUL TEZEI DE DOCTORAT**

**CONTRIBUȚII LA ÎMBUNĂTĂȚIREA**  
**SISTEMELOR DE RECUNOAȘTERE A**  
**REAȚIILOR COGNITIV-AFECTIVE**

**Conducător științific:**

**Prof. Univ. Dr. Ing. Nicu George BÎZDOACĂ**

**Craiova – 2016**

## Cuprins

	Pag rez	Pag teză
<b>Introducere</b> .....	<b>1</b>	<b>1</b>
<b>Capitolul 1. Noțiuni fundamentale în domeniul sistemelor de captură a reacțiilor cognitiv-afective</b> .....	<b>1</b>	<b>7</b>
<b>Capitolul 2. Stadiul actual al sistemelor de captură și al algoritmilor de recunoaștere vizuală a reacțiilor cognitiv-afective</b> .....	<b>1</b>	<b>18</b>
2.5. Sisteme de recunoaștere a imaginilor.....	<b>1</b>	<b>26</b>
<b>Capitolul 3. Metode de recunoaștere și algoritmi de vedere artificială pentru prelucrarea și descrierea imaginilor</b> .....	<b>2</b>	<b>45</b>
3.1. Calibrarea camerelor.....	<b>2</b>	<b>45</b>
3.2. Algoritmi de vedere artificială pentru descrierea imaginilor prin trăsături.....	<b>2</b>	<b>53</b>
<b>Capitolul 4. Descrierea și analiza algoritmilor de recunoaștere vizuală a reacțiilor cognitiv-afective</b> .....	<b>2</b>	<b>80</b>
4.1. Teorie de bază privind recunoașterea expresiilor faciale.....	<b>2</b>	<b>80</b>
4.1.2. Detecția feței.....	<b>3</b>	<b>81</b>
4.2. Descrierea algoritmilor de recunoaștere a emoțiilor.....	<b>3</b>	<b>88</b>
<b>Capitolul 5. Simulări, experimente și rezultate bazate pe algoritmi pentru recunoașterea reacțiilor cognitiv-afective</b> .....	<b>3</b>	<b>109</b>
5.1. Experiment bazat pe algoritmul PCA (tehnica analizei componentelor principale pentru identificarea fețelor în imagini).....	<b>3</b>	<b>109</b>
5.2. Studiu experimental și rezultate cu algoritmi de detecție și urmărire a feței: Viola-Jones, MeanShift și CAMShift.....	<b>4</b>	<b>123</b>
5.3. Simularea unui sistem de recunoaștere a reacțiilor cognitiv-afective bazat pe algoritmul backpropagation.....	<b>5</b>	<b>127</b>
5.4. Simularea unui sistem de recunoaștere a stărilor afective folosind sistemul de inferență fuzzy.....	<b>6</b>	<b>132</b>
5.5. Simularea unui sistem de recunoaștere a stărilor afective folosind sistemul de inferență adaptiv neuro-fuzzy.....	<b>7</b>	<b>136</b>
5.6. Simularea unui sistem de recunoaștere a stărilor afective folosind algoritmul hărților cu autoorganizare (SOMs).....	<b>9</b>	<b>140</b>
<b>Capitolul 6. Experimente cu robotul Socibot Desktop</b> .....	<b>10</b>	<b>151</b>
6.2. Experimente cu robotul Socibot Desktop	<b>10</b>	<b>155</b>
6.2.1. Teleprezență folosind o tabletă cu sistem de operare android pentru controlul robotului Socibot.....	<b>10</b>	<b>155</b>
6.2.2. Aplicații destinate implementării unei structuri biomimetice humanoide reactive, bazate pe interfața 'Kiosk' a structurii robotice Socibot Desktop.....	<b>10</b>	<b>156</b>
6.3. Experiment privind personalizarea robotului Sociobot la fizionomia autorului și testarea structurii biomimetice particularizate cu ajutorul aplicației bazate pe tehnica PCA.....	<b>11</b>	<b>162</b>
<b>Capitolul 7. Concluzii generale, Contribuții originale și perspective ulterioare de dezvoltare</b> .....	<b>13</b>	<b>166</b>
C1. Concluzii generale.....	<b>13</b>	<b>166</b>
C2. Contribuții originale.....	<b>14</b>	<b>169</b>
Bibliografie.....	<b>15</b>	<b>173</b>

## Importanța și actualitatea temei

Fața este obiectivul nostru principal de atenție în relațiile sociale, jucând un rol important în transmiterea identității și emoției.

Mediul de calcul se îndreaptă către proiecte axate pe factorul uman în loc de proiecte centrate pe calculator [58], și tendința umană să comunice multe informații prin intermediul stărilor afective sau expresiilor. În viitorul apropiat oamenii nu vor interacționa cu mașinile numai prin intrări intenționate, ci și prin comportamentul lor, adică stări afective [94], [75].

Prin urmare, comunitatea de cercetare în domeniul vederii artificiale a considerat deosebit de interesantă analiza și recunoașterea automată a expresiilor faciale. Sunt multe domenii de aplicare, care pot beneficia de un sistem care poate recunoaște expresii faciale, mai exact, interacțiunea om-calculator, divertisment, aplicații medicale, de exemplu: detectarea durerii, roboți sociali, detectarea minciunii, aplicații video interactive și de monitorizare a comportamentului.

În această teză accentul a fost pus pe conceperea, testarea, simularea și experimentarea unor algoritmi în scopul recunoașterii reacțiilor cognitiv-afective umane. Pentru a putea clasifica emoțiile umane în algoritmi de recunoaștere vizuală s-a ținut cont de 3 componente ale feței care variază foarte mult de la o emoție la alta, și anume: sprâncenele, pleoapele și gura.

## Capitolul 1. Noțiuni fundamentale în domeniul sistemelor de captură a reacțiilor cognitiv-afective

În primul capitol sunt prezentate câteva noțiuni introductive despre sistemele de vedere artificială destinate achizițiilor de imagini, domeniile de aplicații ale acestora, tendințele actuale și viitoare ale acestora, modele ale emoțiilor, tipuri de algoritmi pentru recunoașterea reacțiilor cognitiv-afective.

## Capitolul 2. Stadiul actual al sistemelor de captură și al algoritmilor de recunoaștere vizuală a reacțiilor cognitiv-afective

În al 2-lea capitol este prezentat un studiu bibliografic asupra sistemelor de captură și al algoritmilor de recunoaștere vizuală a reacțiilor cognitiv-afective. De asemenea se concepe un algoritm de detecție a 5 stări emoționale bazat pe corespondența dintre sistemul de codare FACS și unitățile de acțiune ale mușchilor faciali AU2, AU15, AU20, AU26 (fig. 2.18), implementarea fiind realizată pe un sistem experimental cu robotul android Elvis Alive (fig. 2.19), rezultatele fiind prezentate în fig. 2.20.

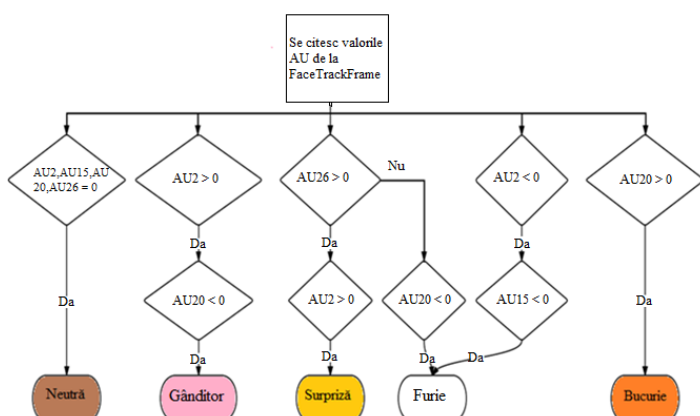


Fig. 2.18. Algoritm de detecție inițial FACS

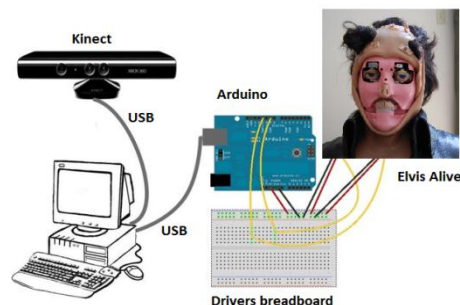


Fig. 2.19. Sistem experimental propus bazat pe Kinect și structura Arduino Uno [30]



a) surpriză      b) gânditor      c) bucurie      d) neutră  
 Fig. 2.20. Expresii faciale experimentale ale androidului [30]

### Capitolul 3. Metode de recunoaștere și algoritmi de vedere artificială pentru prelucrarea și descrierea imaginilor

În cadrul acestui capitol sunt prezentate: calibrarea camerelor video, transformarea optică și geometrică pentru imagini; 4 algoritmi pentru determinarea dimensiunii fractale și relații de calcul pentru determinarea trăsăturilor deterministe; algoritmi de recunoaștere a formelor prin 3 metode: potrivirea cu modelul, metode bazate pe funcții de decizie și metode sintactice și concluziile acestui capitol.

Calibrarea geometrică a camerei de luat vederi este o condiție necesară oricărui sistem de vedere artificială în care se dorește extragerea informației tridimensionale din planul imagine. Metodele de calibrare se clasifică pe baza modelului considerat al camerei (pinhole, pinhole cu distorsiuni, etc) sau după modelul de estimare al parametrilor (metode liniare sau neliniare) [3].

Un alt criteriu de clasificare îl constituie modalitatea de calibrare:

- calibrare pe bază de artefacte (sau fotometrică [4]): aceste metode se bazează pe observarea unui model 3D, a cărui geometrie este cunoscută [3].
- autocalibrare.

În cea mai simplă aproximare camera este o lentilă sferică cu centrul optic în  $C$  și cu distanța până la planul imaginii  $f$ .  $P'$  este proiecția punctului  $P$ , din spațiu, în planul imaginii ca în [12] figura 3.1.

Toate imaginile apar răsturnate în planul imaginii, acesta fiind un dezavantaj, iar pentru a-l înlătura, plasăm prin convenție, planul imaginii în fața lentilei ca în [12] figura 3.2.

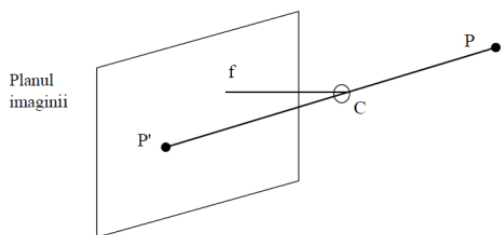


Fig. 3.1. Formarea planului imaginii [12]

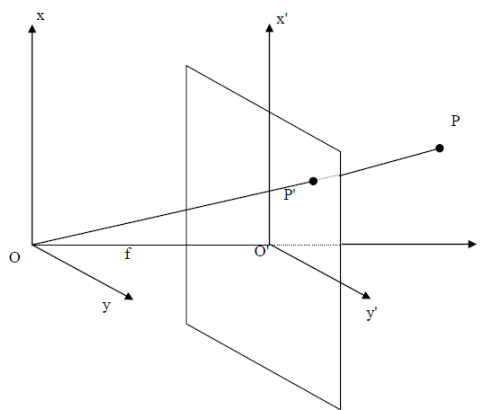


Fig. 3.2. Mutarea planului imaginii [12]

Găsirea coordonatei proiecției  $P'$  dacă se cunosc cele ale punctului real  $P$  se numește transformarea perspectivă directă, iar găsirea locului geometric al punctelor  $P$  dacă se cunosc coordonatele proiecției  $P'$  se numește transformarea perspectivă inversă.

### Capitolul 4. Descrierea și analiza algoritmilor de recunoaștere vizuală a reacțiilor cognitiv-afective

În capitolul 4 sunt descriși algoritmi de clasificare a reacțiilor cognitiv-afective, indicându-se avantajele și dezavantajele fiecăruia.

Pentru recunoașterea stărilor cognitiv-afective au fost folosite cele mai evidente trăsături faciale (gura, ochii, sprâncenele). Algoritmii de recunoaștere a emoțiilor folosesc ca bază decizională aceste trăsături faciale asupra cărora sunt aplicate faze de identificare, potrivire, calcul matematic și corespondență, cu scopul clasificării emoțiilor.

Abordarea generală în analiza automată a expresiei faciale este formată din trei pași: (prezentată în figura 4.1):

- Detecția feței și urmărirea acesteia;
- Extracția trăsăturii;
- Clasificarea expresiei / recunoașterea.

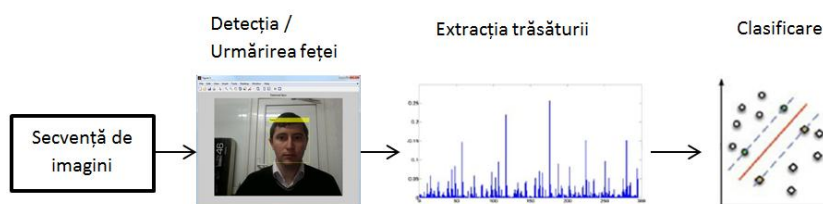


Fig. 4.1. Sistem pipeline de recunoaștere automată a expresiilor faciale

Algoritmii descriși sunt: k-Nearest Neighbors – kNNs; Suport Vector Machines – SVMs; Maximum-Likelihood Estimation – MLE; Mitchell, Demyanov and Malozemov – MDM; Linear Discriminant Analysis – LDA; Gaussian Mixture Model – GMM; Artificial Neural Networks - ANNs; Hidden Markov Model - HMM; Decision tree algorithms.

Câteva avantaje și dezavantaje ale algoritmilor descriși sunt:

- Algoritmii k-NNs prezintă ca principal avantaj utilizarea întregului set de instruire ca și model. Pe de altă parte dezavantajele sale sunt: timpul de calcul mare, respectiv inexactitatea modului de tratare a datelor situate în regiunile de frontieră ale claselor.
- Utilizarea arborilor de decizie în sistemele biomimetice cognitiv-afective conferă următoarele avantaje: produc modele eficiente, sunt ușor de înțeles, ușor de utilizat și nu sunt afectați de lipsa valorilor unor date.
- Principalul avantaj al rețelei SOMs (Self-Organized Maps) reprezintă faptul că rețeaua acceptă date multidimensionale pe care le transformă într-o hartă de dimensiuni mai reduse.
- Principalul avantaj al algoritmului SVMs este timpul de calcul redus, deoarece nu necesită transpunerea tuturor datelor de intrare într-un spațiu de dimensiune mare.

## Capitolul 5. Simulări, experimente și rezultate bazate pe algoritmi pentru recunoașterea reacțiilor cognitiv-afective.

În cadrul acestui capitol se prezintă creări, simulări și experimente cu algoritmi de recunoaștere vizuală a reacțiilor cognitiv-afective.

Procesul de identificare al feței a fost obținut pe baza algoritmului creat utilizând tehnica analizei componentelor principale - PCA. În fig. 5.8 se arată rezultatele experimentale [31].

Experimentul s-a realizat cu ajutorul mediului Matlab R2012b, acesta fiind instalat pe un calculator cu configurația: procesor Intel Celeron 1.5 GHz Dual Core, memorie RAM 2Gb și cameră video 1.3 Megapixeli.



Figura 5.8 Identificarea feței în 3 teste [31]

O implementare a algoritmului PCA este la un sistem experimental de control acces ( deschiderea/închiderea unei uși) securitatea acestuia fiind asigurată de către accesul prin

recunoașterea facială a fiecărei persoane. În figura 5.9 se prezintă schema bloc pentru implementarea algoritmului PCA.

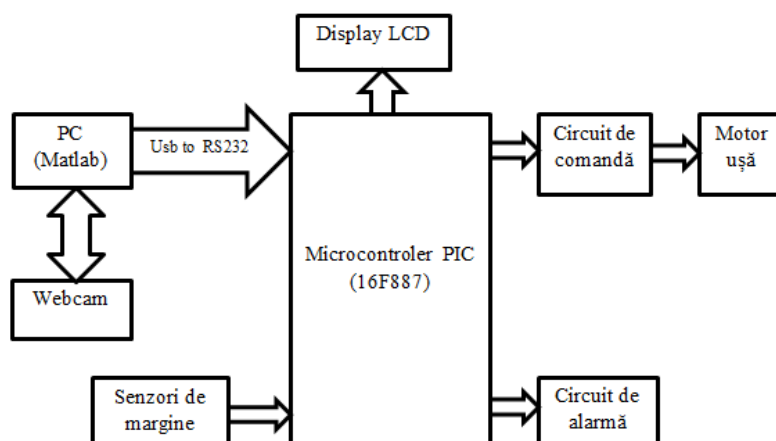


Fig. 5.9. Diagrama bloc a unui sistem de deschidere automată a ușii utilizând recunoașterea feței prin tehnica PCA

Partea fizică a sistemului conține următoarele componente: microcontroler PIC 16F887, circuit de comandă, senzori de capăt de cursă (optocuplori), convertor USB – RS232, motor DC, PC, Webcam și un circuit de alarmă.

Când imaginea unei persoane autorizate (potrivită cu o față existentă în baza de date) este identificată de algoritmul PCA, ușa se va deschide automat, așa cum se prezintă în figura 5.18. Dacă imaginea feței umane care se testează nu se găsește în baza de date a sistemului, aceasta nu este identificată, ușa rămâne închisă, rezultatul fiind afișat în figura 5.19.

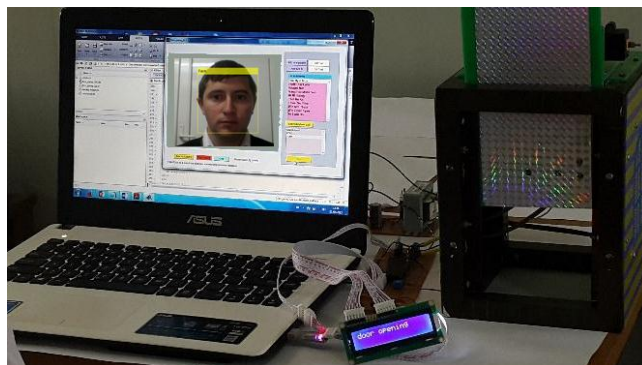


Fig. 5.18. Test experimental pentru o persoană identificată

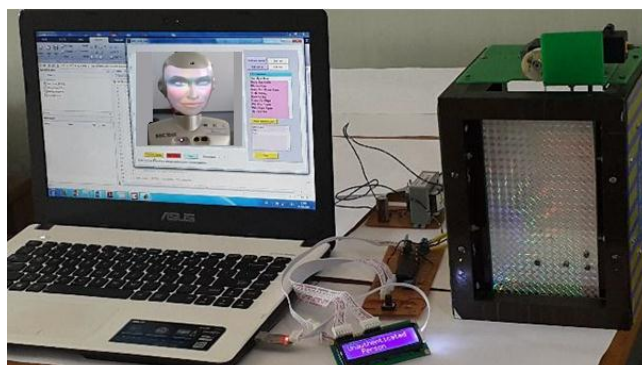


Fig. 5.19. Test experimental pentru o persoană neautenticată

Pentru studiul experimental cu algoritmi de detecție și urmărire a feței: Viola-Jones, MeanShift și CAMShift am folosit un sistem PC cu un procesor Intel Core i3-2100 CPU și o memorie de 4GB. Am testat pe două secvențe video în mediul Matlab 2012b cu ajutorul toolbox-ului Computer Vision System.



Fig. 5.22 Rezultatele urmării feței în cadrele 66 și 139 din secvența video 1 prin metodele: CAMShift (a,d), MeanShift (b,e), algoritmul Viola-Jones (c,f) [35]



Fig. 5.23 Rezultatele urmării în cadrele 86 și 163 din secvența video 2 prin metodele: CAMShift (a,d), MeanShift (b,e), algoritmul Viola-Jones (c,f) [35]

Din rezultatele experimentale cu cei 3 algoritmi de detecție și urmărire a feței: MeanShift, CAMShift și Viola-Jones putem spune că algoritmi MeanShift și CAMShift au rezultate foarte bune chiar dacă fața persoanei este acoperită cu un obiect sau cu părți umane cu aceeași nuanță. Algoritmul Viola-Jones este cel mai rapid, dar are rezultate slabe dacă fața este acoperită de alte obiecte.

Rezultatele simulării obținute cu ajutorul algoritmului backpropagation au fost realizate cu ajutorul unui sistem PC având configurația: procesor Intel Core i3-2100 și o memorie de 4 GB. Simularea s-a realizat în mediul Matlab R2012b cu ajutorul toolbox-ului de recunoaștere a modelului prin rețea neuronală. Prin această simulare se validează că sistemul poate clasifica 7 stări emoționale.

Structura rețelei feedforward este prezentată în figura 5.26 [37] și este constituită astfel: nivelul de intrare, format din 3 vectori de intrare, nivelul intermediar (ascuns) alcătuit din 5 neuroni și nivelul de ieșire alcătuit din 7 neuroni, câte unul pentru fiecare stare emoțională.

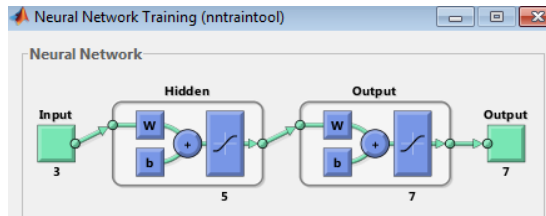


Fig. 5.26. Structura rețelei feedforward [37]

Rețeaua neuronală folosită este instruită cu ajutorul funcției backpropagation de tip gradient conjugat scalat (trainscg). Cei 3 vectori de intrare au câte 41 de valori diferite, fiind numiți vectori trăsătură (3x41, rezultând un număr de 123 de elemente), având asociați 123 de neuroni. Vectorul de ieșire este de forma 7x1, rezultând 7 elemente corespunzătoare celor 7 clase în ordine de la 1 la 7: fericire, supărare, teamă, furie, surpriză, dezgust și neutră.

În figura 5.28 [37] se prezintă matricile de confuzie pentru următoarele procese: de instruire, de validare, de testare și toate mixate la un loc. Pentru procesul de instruire, concluzia din prima matrice este că rețeaua are rezultate foarte bune pentru emoțiile: supărare, teamă, furie și neutră. Rezultate mai slabe sunt pentru clasele: fericire, surpriză și dezgust, cea mai slabă fiind pentru clasa fericire care are un procentaj de 6,9% confuzie cu clasa a doua (supărare). Pentru procesul de validare și testare nu există confuzii, iar pentru procesul mixt (matricea a patra), confuzia se păstrează tot pentru cele 3 clase enumerate, dar acum cea mai mare este prezentă la clasa surpriză care este confundată cu clasa teamă.

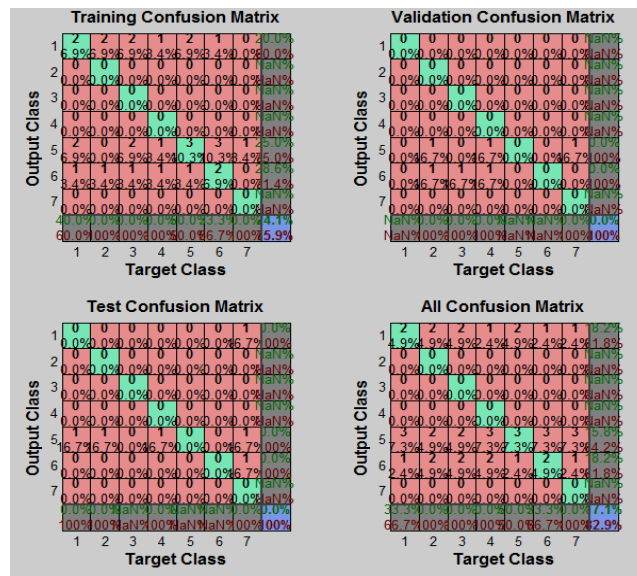


Fig. 5.28. Matricile de confuzie [37]

Pentru simularea și proiectarea sistemului de inferență fuzzy în scopul recunoașterii reacțiilor cognitiv-afective s-a folosit toolbox-ul de editare Fuzzy Inference System din programul Matlab.

Schema generală a unui sistem de recunoaștere a stării emoționale propus este descrisă în figura următoare [32]:

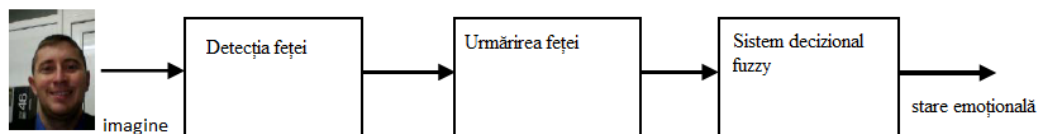


Fig. 5.31. Structura bloc a sistemului de recunoaștere facială [32]

Sistemul fuzzy de decizie este de tip Mamdani și este compus din 3 componente: intrări, baza de reguli și ieșiri. Acesta arată ca în figura 5.32 [32]. Pentru intrări avem 3 variabile de intrare care au universurile de discuție definite astfel:



1. pleoapa (eyelid): [-100; 40];
2. sprânceana (eyebrow): [-100;100];
3. gura (mouth): [-100;10].

Mulțimiile fuzzy asociate celor trei variabile de intrare sunt: mică, mijlocie și mare.

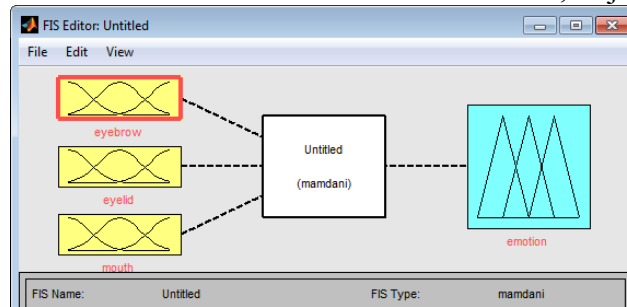


Figura 5.32. Modelul sistemului fuzzy decizional [32]

Pentru baza de reguli se definesc 6 reguli, câte una pentru fiecare stare emoțională, astfel:

- a) dacă (gura este mijlocie) & (pleoapa este mică) & (sprânceana este mijlocie) , atunci (emoția este fericire).
- b) dacă (gura este mică) & (pleoapa este mare) & (sprânceana este mijlocie) , atunci (emoția este supărare).
- c) dacă (gura este mijlocie) & (pleoapa este mare) & (sprânceana este mică) , atunci (emoția este furie).
- d) dacă (gura este mare) & (pleoapa este mare) & (sprânceana este mare) , atunci (emoția este surpriză).
- e) dacă (gura este mijlocie) & (pleoapa este mare) & (sprânceana este mare) , atunci (emoția este teamă).
- f) dacă (gura este mică) & (pleoapa este mijlocie) & (sprânceana este mică) , atunci (emoția este dezgust).

Pentru ieșiri, variabila emoție are cele 6 stări emoționale ca mulțimi fuzzy asociate, astfel: fericire, supărare, furie, surpriză, teamă, dezgust, fiecare având câte un univers de discuție în ordine: [0;0.2], [0.2;0.4], [0.4;0.6], [0.6;0.8], [0.8;1], [1;1.2].

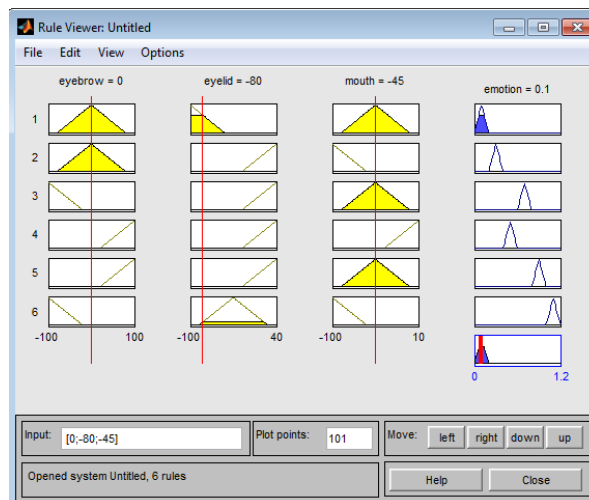


Fig. 5.33. Clasificarea stării emoționale ca fiind ‘fericire’ cu sistemul fuzzy decizional [32]

Figura 5.23 [32] prezintă funcționarea sistemului fuzzy proiectat pentru valori ale variabilelor de intrare astfel: gură=-45; pleoapă=-80; sprânceană=0. Pentru aceste valori ale variabilelor de intrare avem mulțimiile fuzzy asociate: gura este mijlocie; pleoapa este mică; sprânceana este mijlocie, iar sistemul decide că emoția este fericire.

Structura unui sistem de inferență adaptiv neuro-fuzzy (ANFIS) este arătată în figura 5.35 [34]. Aceasta constă din cinci straturi: primul strat sunt variabilele de intrare (gura, sprânceanele, pleoapele), al doilea strat sunt funcțiile membru fuzzy asociate intrărilor (mică,

mijlocie, mare); al treilea strat reprezintă sistemul de reguli (șapte în total); al patrulea strat reprezintă stările emoționale (de asemenea șapte), iar ultimul strat este ieșirea sistemului.

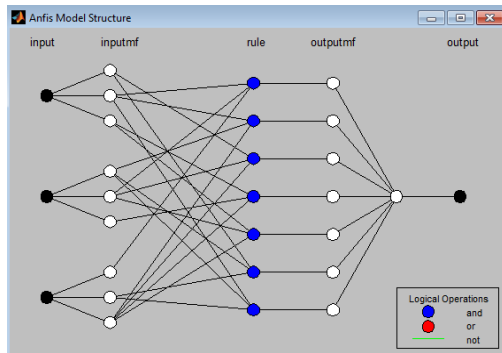


Fig. 5.35. Structura sistemului adaptiv

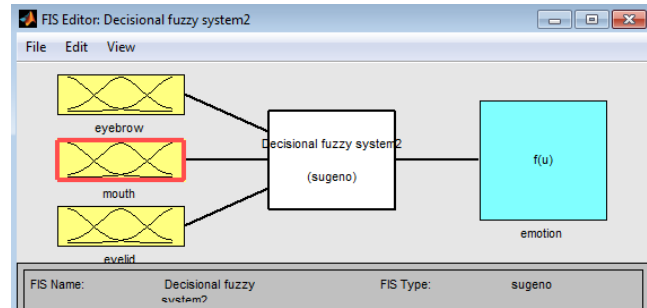


Fig. 5.36. Modelul sistemului fuzzy adaptiv

După operațiile de detectare și urmărire a feței umane, se trece printr-un sistem fuzzy modelat folosind toolbox-ul Fuzzy Logic din Matlab. Modelul fuzzy proiectat este de tip Sugeno și arată ca în figura 5.36. [34].

Pentru variabilele de intrare avem aceleași universuri de discuție ca la proiectarea sistemului de inferență fuzzy.

Pentru variabila de ieșire emoție, universul de discuție este  $[0; 1.4]$ , precum și mulțimiile fuzzy asociate: fericire, supărare, furie, surpriză, teamă, dezgust și neutră, fiecare cu următoarele universuri de discuție, în ordine:  $[0; 0,2]$ ,  $[0,2; 0,4]$ ,  $[0,4; 0,6]$ ,  $[0,6; 0,8]$ ,  $[0,8; 1]$ ,  $[1, 1,2]$ ,  $[1,2; 1,4]$ .

Pentru baza de reguli se definesc 7 reguli, câte una pentru fiecare stare emoțională, fiind aceleași ca la sistemul fuzzy precedent în afara unei singure reguli:

- 1) dacă (gura este mică) & (pleoapa este mijlocie) & (sprânceana este mijlocie) , atunci (emoția este neutră).

Dacă avem următoarele valori ale variabilelor de intrare: gura este -45, pleoapa este -100, și sprânceana este 0, atunci sistemul va decide că regula corespunzătoare stării fericire este respectată și va clasifica emoția ca fiind fericire.

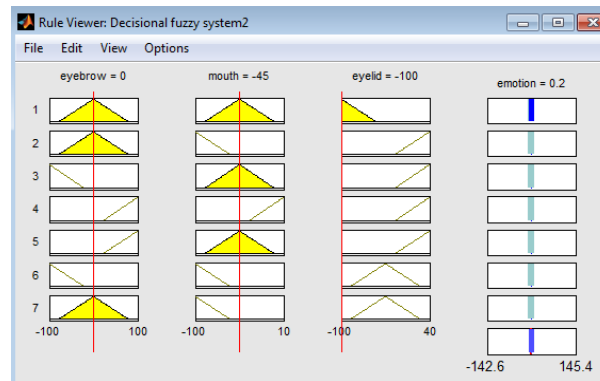
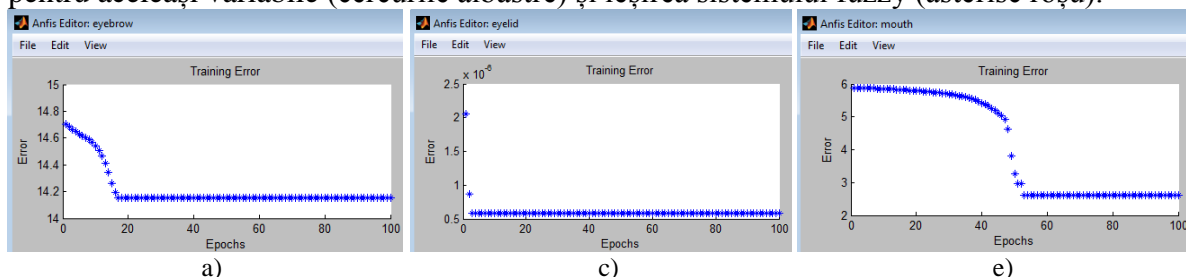


Fig. 5.37. Clasificarea stării emoționale ca fiind fericire de către sistemul adaptiv [34]

În figura 5.38 a),c),e) se prezintă graficul erorii de instruire pentru cele 3 variabile: sprânceana, pleoapa și gura, iar în fig 5.28 b),d),f) se arată graficul punctelor de instruire pentru aceleași variabile (cercurile albastre) și ieșirea sistemului fuzzy (asterisc roșu).



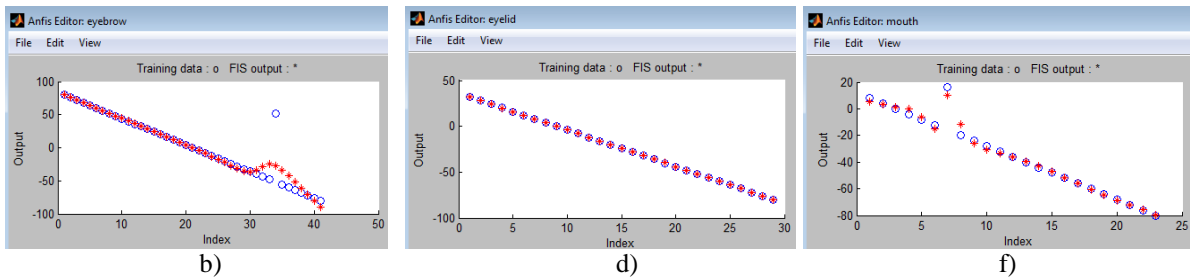


Fig. 5.38. Rezultatele simulării pentru instruirea sistemului adaptiv neuro-fuzzy [34]

Rezultatele simulării cu ajutorul algoritmului bazat pe rețele SOMs au fost realizate în mediul Matlab R2012b prin toolbox-ul de rezolvare a problemelor de grupare. Prin acest experiment se validează că sistemul poate grupa trăsăturile faciale pentru 3 variabile de intrare: sprânceana, pleoapa și gura.

Structura rețelei este prezentată în figura 5.39 [33] și constă din două nivele: primul nivel cuprinde trei vectori de intrare, fiecare având patruzeci și una de valori, în timp ce al doilea nivel conține rețeaua competitivă SOMs care constă din 100 de neuroni. Vectorii de intrare reprezintă componentele faciale care variază cel mai mult de la o stare la alta, mai exact: sprânceana, gura și pleoapa. Nivelul de ieșire al hărții de rețea definește datele de intrare spațială SOMs pe o matrice 2D de noduri (hartă grilă).

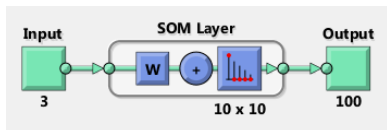


Fig. 5.39. Structura rețelei SOMs [33]

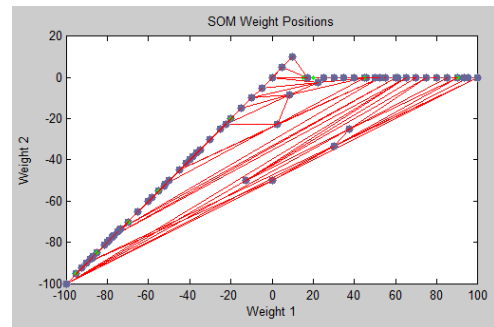


Fig. 5.45. Pozițiile ponderii rețelei SOMs [33]

În figura 5.45 [33] este afișat graficul vectorilor de intrare ca puncte verzi și arată modul în care rețeaua SOMs clasifică spațiul de intrare, arătând puncte gri-albastre pentru vectorul pondere al fiecărui neuron și conectarea cu neuronii vecini cu linii roșii.

Implementarea unui sistem de imitare a stărilor cognitiv-afective ale operatorului bazat pe algoritmul SOMs s-a realizat cu ajutorul robotului humanoid Elvis Alive adaptat pentru prezentul experiment, acesta fiind prezentat în figura 5.46. Arhitectura sa conține zece motoare controlate de controlerul PIC16F917 ce permit replicarea fidelă a mișcărilor faciale.



Fig. 5.46. Structura robotului android Elvis Alive modificat

Rolul algoritmului cu rețeaua SOMs este de a oferi o grupare bună a punctelor de intrare aferente variabilelor de intrare, mai exact: sprânceana, gura și pleoapa, trimițând rezultatele la un sistem de codificare și conversie, acesta din urmă având rolul de a codifica grupările punctelor de intrare pentru fiecare stare cognitiv-afectivă, și apoi să le transforme în vectori. Semnalul este trimis mai departe către placa Arduino Leonardo, aceasta prin programare și cu ajutorul circuitelor de comandă modificând expresia platformei biomimetice Elvis Alive prin

acționarea motoarelor aferente fiecărei componente faciale (buze, sprâncene, pleoape), în concordanță cu expresia utilizatorului.

În figurile 5.59 și 5.60 se exemplifică rezultatele experimentale cu robotul android Elvis Alive. În prima figură sistemul de imitare are rezultatul corespunzător stării cognitiv-afective surpriză, iar în cea de-a doua figură, acesta are rezultatul corespunzător stării cognitiv-afective fericire.

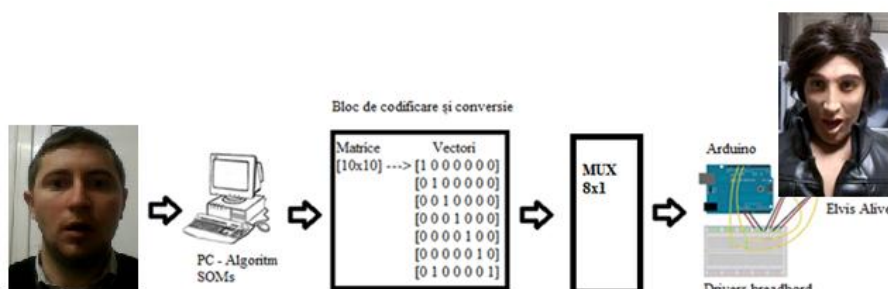


Fig. 5.59. Imitarea stării cognitiv-afective ‘surpriză’ folosind robotul android Elvis Alive

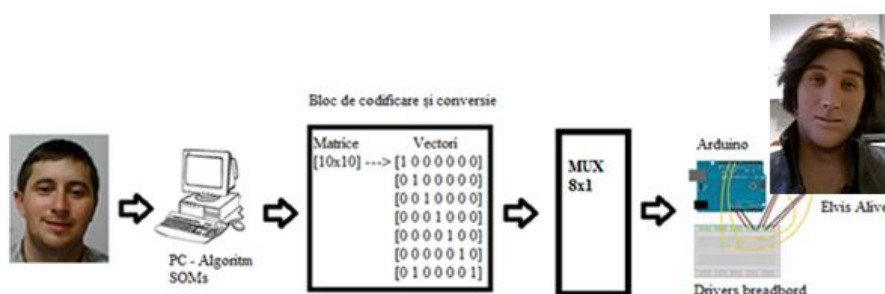


Fig. 5.60. Imitarea stării cognitiv-afective ‘fericire’ folosind robotul android Elvis Alive

## Capitolul 6. Experimente cu robotul Socibot Desktop

În capitolul 6 sunt prezentate experimente cu robotul Socibot Desktop, cât și o personalizare a fizionomiei acestuia. Pentru procedul de comandă a robotului Socibot cu ajutorul unei tablete se realizează pentru început conexiunea la internet wireless a celor două sisteme.

După conectarea tabletei la rețeaua wireless și introducerea ip-ului Socibot-ului urmează conectarea acestuia din urmă la rețea pentru a putea prelua comenzile pe care utilizatorul le va genera prin utilizarea interfețelor grafice de comandă. Spre exemplu prin utilizarea interfeței InYaFace, utilizatorul va putea realiza schimbarea înfățișării (feței, texturii, reacțiilor afectiv-cognitive) robotului, respectiv modificarea setărilor audio, vizualizarea pe tabletă a imaginii preluată de senzorii video ai robotului, respectiv pot fi generate comenzi pentru a rula programe direct din memoria robotului (doar dacă tableta are flash player instalat).



Fig. 6.3. Controlul acțiunilor robotului folosind o tabletă cu sistem android

Într-o primă aplicație a fost realizată o structură comportamentală minimală destinată interacțiunii primare cu un operator uman. În această aplicație structura robotică salută, se prezintă și descrie faptul că poate reprezenta în mod realist reacțiile afective. Pentru realizarea acestei aplicații, prin utilizarea meniului 'Compose' din interfața 'Kiosk' este creată o secvență

de program (prezentată în figura 6.4) compusă din 4 fișiere audio, 7 reprezentări ale ochiilor, 7 reprezentări ale înfățișării feței, 3 mișcări ale capului robotului, 7 stări emoționale.

Rezultatul secvenței de program (cu o durată de 8 secunde) este prezentat prin 2 capturi de imagine a robotului Socibot Desktop: prima la secunda 3 și a doua la secunda 4 din program (fig. 6.5).

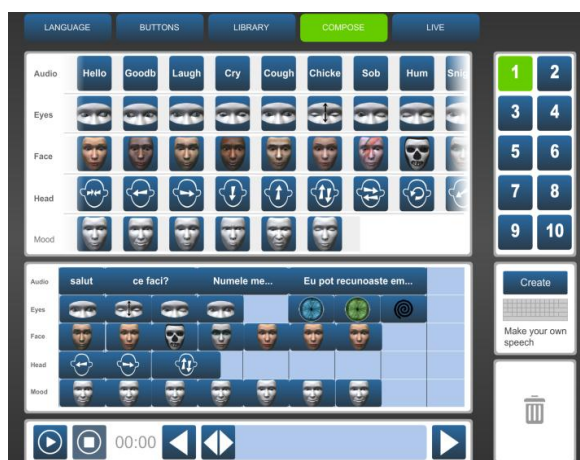


Fig. 6.4. Crearea secvenței în meniul 'Compose'



Figura 6.5. Rularea pe robot

O aplicație mai complexă presupune utilizarea interfeței robotului virtual, aceasta permițând programarea vizuală offline a robotului și ulterior transferul programului (ce a fost simulat în mediul virtual) spre execuție robotului Sociobot. În figura 6.9 este prezentat programul creat care are o durată de 62 secunde și conține următoarele componente: 4 discursuri (text to speech) în limba engleză, 23 de mișcări ale capului și o înfățișare pentru robot. Programul a fost creat prin: inserarea în cronologie a fișierelor audio create în subclasa 'Speech', inserarea mișcărilor robotului din fereastra bibliotecii și inserarea înfățișării acestuia din bara de meniu.

Fig 6.10 exemplifică 2 capturi rezultate în urma rulării programului pe robotul Socibot: prima este la secunda 45 din secvența creată, iar cea de-a doua la secunda 53.



Fig. 6.9. Crearea programului în 'Virtual Robot'



Fig. 6.10. Rularea pe robot

Editarea expresiilor și particularizarea fizionomiei robotului Sociobot se realizează prin aplicația grafică 'InYaFace'. Zonele de lucru ale aplicației sunt prezentate în figura 6.11 și semnifică: crearea unei expresii faciale noi (1), inserarea denumirii (2), configurări ale expresiei faciale prin intermediul elementelor grafice de tip cursor (4), salvarea/ștergerea noii expresii (3). Personalizarea fizionomiei va fi inițiată prin prelucrări realizate prin programul Adobe Photoshop, figura 6.12 [36]. Aceasta este construită pe baza modelului, prezentat pe site-ul web al producătorului [117]. Modelul conține harta de așezare a feței în model,

reprezentarea componentelor interioare feței (notate cu 1), un strat de bază pentru față (notat cu 2) și fața (notată cu 3), poziționată, din punct de vedere al ordinii, deasupra celor 2 straturi. Imaginea creată are formă pătrată și trebuie să fie salvată tip png, pentru a menține transparența hărții de așezare a feței.

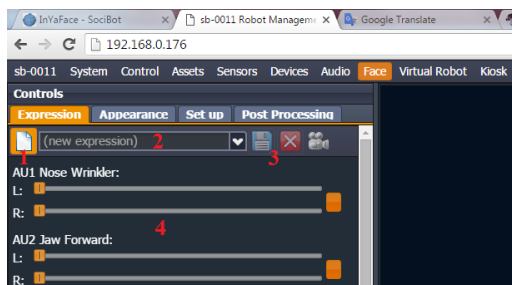


Fig. 6.11. Editarea expresiilor în InYaFace

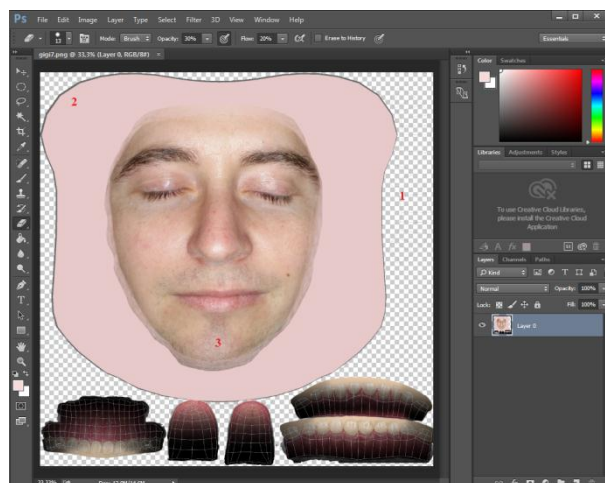


Fig. 6.12. Personalizarea înfățișării [36]

Pentru a modifica înfățișarea robotului se apasă butonul 'Appearance' din aplicația 'InyaFace' prezentat în figura 6.14 [36] și se selectează înfățișarea creată (notată cu 1) din lista derulantă. Se poate de altfel să se modifice culoarea ochilor și dimensiunea acestora (notate cu 2).

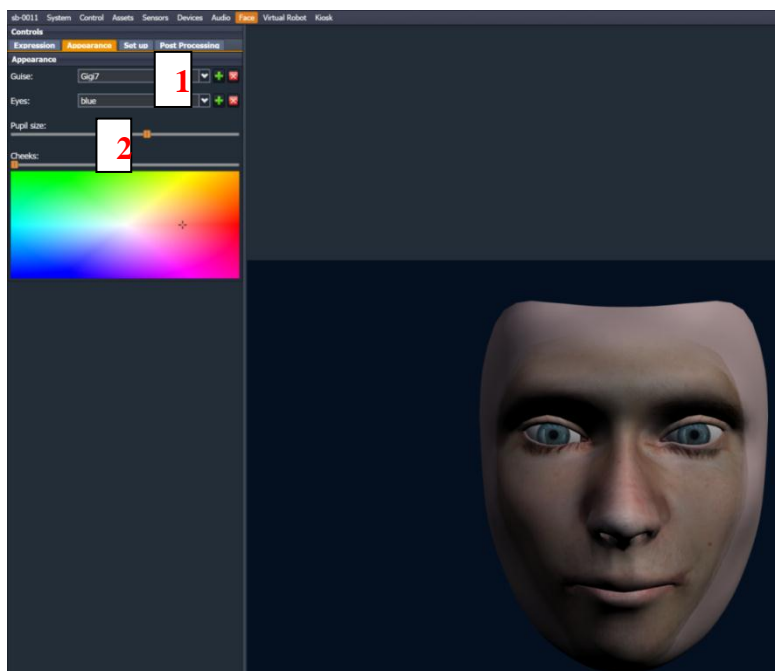


Fig. 6.14. Afișare în aplicația InYaFace [36]



Fig. 6.15. Afișare pe robotul Socibot [36]

Pentru testarea personalizării fizionomiei robotului Sociobot au fost supuse spre analiza aplicației bazată pe tehnica PCA, dezvoltate în mediul Matlab două stări cognitiv-afective de bază (felicire și supărare) implementate direct pe robotul Socibot a cărei fizionomie a fost particularizată cu fizionomia autorului. Rezultatele aplicării programului creat în mediul Matlab bazat pe tehnica PCA prezentate în figurile de mai jos evidențiază faptul că sistemul de recunoaștere al feței bazat pe tehnica PCA folosește ca elemente de recunoaștere elementele structurii Socibot, fapt care permite inducerea în eroare a aplicației de recunoaștere de către o structură robotică humanoidă care are aceeași fizionomie cu utilizatorul.

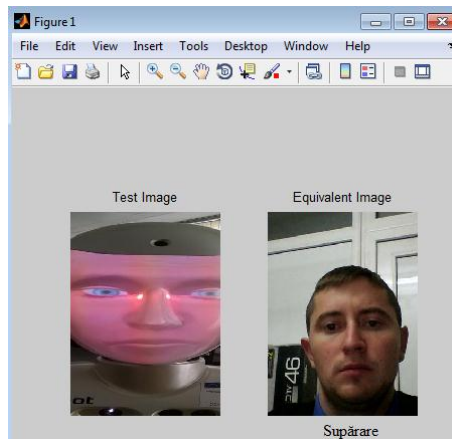


Fig. 6.16. Identificarea autorului de către aplicația bazată pe tehnica PCA ca fiind structura personalizată a robotului Socibot pentru starea afectivă supărare

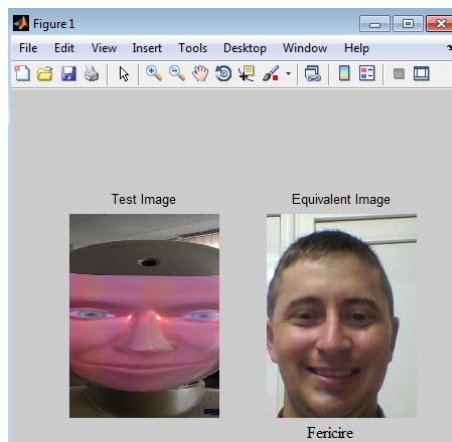


Fig. 6.17. Identificarea autorului de către aplicația bazată pe tehnica PCA ca fiind structura personalizată a robotului Socibot pentru starea afectivă fericire

## Capitolul 7. Concluzii generale, Contribuții originale și perspective ulterioare de dezvoltare

Cele mai importante concluzii privind simulările, testările și experimentele cu algoritmi de recunoaștere a reacțiilor cognitive-afective sunt:

- Algoritmul propus de autor bazat pe tehnica analizei componentelor principale - PCA poate identifica repede și simplu o persoană, chiar dacă aceasta are privirea îndreptată în lateral la un unghi de  $45^\circ$ .
- Compararea realizată în cadrul lucrării între algoritmi MeanShift, CAMShift și Viola-Jones a scos în evidență superioritatea primilor doi față de cel de-al treilea mai ales pentru cazurile în care fața umană este acoperită cu un obiect sau cu părți umane de aceeași nuanță. Singurul avantaj notabil al algoritmului Viola-Jones comparativ cu primii doi este rapiditatea de calcul.
- Aplicația cu rețeaua feedforward proiectată bazată pe algoritmul backpropagation, dezvoltată de autor, poate recunoaște rapid și corect 4 clase de emoții: supărare, teamă, furie și neutră, în timp ce pentru celelalte 3 clase: fericire, surpriză și deznădejde apar unele confuzii, dar acestea sunt acceptabile.
- Aplicația cu sistemul de inferență fuzzy, proiectat de autor, poate recunoaște rapid și ușor cele 6 tipuri de emoții (fericire, tristețe, furie, teamă, surpriză și deznădejde), deoarece are reguli stricte în baza de cunoștințe și funcțiile membru ale variabilei de ieșire nu sunt suprapuse.
- Sistemul de inferență adaptiv neuro-fuzzy, proiectat de autor, recunoaște cele 7 tipuri de emoții (fericire, tristețe, furie, teamă, surpriză, deznădejde și neutră) rapid și corect. Eroarea cea mai mică este prezentă la variabila de intrare pleoapă, dar totodată pentru

această variabilă de intrare, ieșirea sistemului fuzzy poate să urmărească perfect datele de intrare.

- Rețeaua neuronală bazată pe algoritmul hărților de autoorganizare (SOMs), dezvoltată de autor, poate clasifica caracteristicile faciale rapid și corect, deoarece fiecare punct al vectorului de intrare este comparat cu vectorul de referință parametru. Variabila de intrare pleoapă este cel mai bine clasificată, având cele mai multe conexiuni puternice între neuronii rețelei.

Cele mai importante concluzii privind experimentele cu robotul Socibot Desktop sunt:

- Pentru primul experiment este demonstrată ușurința controlului acțiunilor robotului Socibot de la distanță, acesta putând interacționa cu persoane umane fără ca ele să-și de-a seama că robotul este controlat de la distanță. Mai mult, pe ecranul tabletei cu sistem android există posibilitatea accesului la informațiile de la senzorii robotului, acestea folosindu-se direct la interacțiunea robotului Socibot cu persoanele din mediul de operare.
- Cel de-al doilea experiment demonstrează flexibilitatea mediului de programare a sistemului Socibot existând astfel posibilitatea rulajului programului în mediu off-line, realizarea corecțiilor (dacă e cazul) și apoi transferarea și lansarea în execuție a programului robot pe platforma Socibot.
- Următoarele experimente demonstrează versatilitatea mediului de programare al robotului virtual, în paralel cu personalizarea fizionomiei robotului și a discursului acestuia conform cerințelor utilizatorului.
- În finalul capitolului a fost testată din nou aplicația de recunoaștere bazată pe tehnica PCA pe structura robotului personalizat cu fața autorului. Testele au evidențiat faptul că ambele sisteme folosesc aceleași trasături fizionomice (transpuse geometric și algoritmic în cadrul programelor suport) pentru recunoaștere, fapt care conduce la recunoașterea structurii robot a fi clasificată identic cu operatorul uman.

Cele mai importante contribuții originale teoretice ale lucrării sunt enumerate astfel:

- Realizarea unei clasificări a metodelor pentru detecția feței în 4 categorii.
- Realizarea unei clasificări a metodelor pentru extracția trăsăturilor faciale.
- Realizarea unei clasificări a algoritmilor de recunoaștere a reacțiilor cognitiv-afective în 10 tipuri.
- Prezentarea interfeței de programare a robotului Socibot Desktop.
- Proiectarea unui sistem de recunoaștere a reacțiilor cognitiv-afective utilizând rețele neuronale feedforward bazate pe algoritmul backpropagation, în scopul clasificării stărilor emoționale (subcapitolul 5.3).
- Proiectarea unui sistem de inferență fuzzy cu ajutorul instrumentului de editare Fuzzy Inference System (FIS) pentru recunoașterea stărilor emoționale (subcapitolul 5.4).
- Proiectarea unui sistem adaptiv neuro-fuzzy cu ajutorul instrumentului Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) pentru recunoașterea stărilor emoționale (subcapitolul 5.5).
- Proiectarea unui sistem de recunoaștere a reacțiilor cognitiv-afective bazat pe algoritmul Self-Organized Maps (SOMs) cu scopul de a determina apartenența variabilelor feței la reprezentarea stărilor emoționale (subcapitolul 5.6).
- Propunerea unui algoritm bazat pe sistemul de codare a acțiunii faciale (Facial Action Coding System - FACS) pentru obținerea unor expresii faciale ( neutră, gânditor, surpriză, furie și bucurie - subcapitolul 2.5).

Cele mai importante contribuții originale aplicative ale lucrării sunt enumerate astfel:

- Simularea în mediul Matlab a unui sistem de recunoaștere a reacțiilor cognitiv-afective utilizând rețele neuronale feedforward bazate pe algoritmul backpropagation, în scopul clasificării a 7 tipuri de stări emoționale: supărare, teamă, furie, fericire, surpriză, dezgust și neutră (subcapitolul 5.3).



- Simularea în mediul Matlab a unui sistem de inferență fuzzy cu ajutorul instrumentului de editare Fuzzy Inference System (FIS) pentru recunoașterea a 6 tipuri de stări emoționale: fericire, supărare, furie, teamă, surpriză și dezgust. (subcapitolul 5.4).
- Simularea în mediul Matlab a unui sistem adaptiv neuro-fuzzy cu ajutorul instrumentului Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) pentru recunoașterea celor 7 tipuri de stări emoționale (subcapitolul 5.5).
- Simularea în mediul Matlab a unui sistem de recunoaștere a reacțiilor cognitiv-afective bazat pe algoritmul Self-Organized Maps (SOMs) cu scopul de a determina apartenența celor 3 variabile ale feței: sprânceana, pleoapa și gura la reprezentarea celor 7 stări emoționale (subcapitolul 5.6).
- Implementarea experimentală în mediul Matlab a unui algoritm de recunoaștere bazat pe tehnica analizei componentelor principale (Principal Components Analysis - PCA). Rezultatele au confirmat performanțele aplicabilității în timp real a respectivei aplicații (subcapitolul 5.1).
- Realizarea unui studiu experimental comparativ în mediul Matlab bazat pe utilizarea a 3 algoritmi de detecție și urmărire a feței în secvențe video: algoritmul Viola-Jones, MeanShift și CAMShift. Rezultatele comparative reliefând avantajele și dezavantajele fiecărui algoritm relativ la utilizarea lor în cadrul sistemelor de recunoaștere automată a feței, mai exact la subsistemul de detecție și urmărire a feței în imagini (subcapitolul 5.2).
- Realizarea unei structuri experimentale bazată pe robotul android Elvis Alive WooWee modificat astfel încât să poată fi implementate expresiile faciale ale algoritmului propus bazat pe sistemul de codare a acțiunii faciale – FACS. Rezultatul obținut a condus la reproducerea fidelă a 4 din cele 5 stări emoționale primare: surpriză, gânditor, bucurie și neutră (subcapitolul 2.5).
- Realizarea unei aplicații de tip interacțiune om-mașină (prin utilizarea unei tablete cu sistem de operare android) relativ la reacțiile afective implementate cu ajutorul robotului Socibot Desktop (paragraful 6.2.1).
- Realizarea unei aplicații bazate pe interfața 'Kiosk' a structurii robotice Socibot Desktop, prin utilizarea a 5 tipuri de fișiere, aplicație utilizabilă pentru realizarea unei structuri biomimetice reactive la nivel primar (subparagraful 6.2.2.1).
- Realizarea unei aplicații bazate pe structura robotică Socibot Desktop în vederea implementării unei structuri biomimetice complex reactive: discursuri, mișcări ale capului, înfățișări ale robotului, expresii noi formate prin modificarea unităților de acțiune a mușchilor faciali din interfața robotului virtual (subparagraful 6.2.2.2).
- Particularizarea aspectului vizual al robotului Socibot Desktop, la înfățișarea autorului și testarea noii structuri biomimetice la aplicația dezvoltată de autor în mediul Matlab, aplicație bazată pe tehnica PCA (paragraful 6.3).

### **Bibliografie selectivă:**

- [3] B. Anderson, Fidan B., Yu C., Dirk W., UAV Formation Control: *Theory and Application, Lecture Notes in Control and Information Sciences*, Recent Advances in Learning and Control, Springer, 2007.
- [4] T. Balch and Hybinette M., *Behavior based coordination of large-scale robot formations*, 4th International Conference on Multi-Agent Systems, 2000.
- [12] D. Cojocaru, *Prelucrarea și recunoașterea imaginilor cu calculatorul*, Editura Repografia Universității din Craiova, Craiova, 1995.
- [30] G. Gîlcă, A. C. Nicu, M. Ionescu, N. Bîzdoacă, *A brief overview of gesture control architectures*, International Journal Robotica & Management, Vol. 19, No. 2, December 2014, ISSN 1453 – 2069, Pages 23-28, [http://www.robotica-management.uem.ro/fileadmin/Robotica/2014\\_2/Pag\\_23\\_Gilca.pdf](http://www.robotica-management.uem.ro/fileadmin/Robotica/2014_2/Pag_23_Gilca.pdf).

- [31] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, *A Biometric Face Recognition System using an Algorithm Based on the Principal Component Analysis Technique*, ROBOTICA & MANAGEMENT, Editura Eftimie Murgu, Reșița, ISSN-L: 1453-2069, Vol. 20, No. 1, June 2015.
- [32] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, *A fuzzy aproach for facial emotion recognition*, ACTA Universitatis Cibiniensis. Volume 67, Issue 1, Pages 195–200, ISSN (Online) 1583-7149, September 2015, <http://www.degruyter.com/view/j/aucts.2015.67.issue-1/aucts-2015-0089/aucts-2015-0089.xml>.
- [33] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, *An Algorithm based on the Self-Organized Maps for the Classification of Facial Features*, ROBOTICA & MANAGEMENT, Editura Eftimie Murgu, Reșița, ISSN-L: 1453-2069, Vol. 20, No. 2, Pages 31-35, December 2015.
- [34] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, *Detecting human emotions with an adaptive neuro-fuzzy inference system*, 6<sup>th</sup> International Conference "Computational Mechanics and Virtual Engineering " COMEC 2015, 15-16 October 2015, Brașov, Romania.
- [35] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, *Face Tracking System Using Camshift Algorithm*, Annals of Constantin Brancusi University of Târgu-Jiu, Engineering Series, Issue 3, Pages 40-45, ISSN 1842-4856, 2014.
- [36] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, *Facial Expressions and Speeches Obtained Through Rear Projection using the Socibot Desktop Robot*, International Journal of Advanced Engineering and Nano Technology (IJAENT) ISSN: 2347-6389, Volume-3 Issue-2, February 2016.
- [37] G. Gîlcă, N. Bîzdoacă, Lupu Cătălin, *Classification algorithms of facial expressions by using the feedforward neural networks*, Annals of Constantin Brancusi University of Târgu-Jiu, Engineering Series, Issue 4, Pages 80-85, ISSN 1842-4856, 2015.
- [58] M. Pantic, A. Pentland, A. Nijholt, and T. Huang, *Human computing and machine understanding of human behavior: A survey*, In ACM International Conference on Multimodal Interfaces, 2006.
- [75] K. Scherer, T. Banziger, and E. Roesch, *A Blueprint for Affective Computing*, Oxford University Press, 2010.
- [94] Z. Zeng, M. Pantic, G.I. Roisman, and T.S. Huang, *A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 31:39-58, 2009.