

# Recunoașterea expresiei faciale prin metode ale viziunii computerizate

**Delia Mitrea**

Universitatea Tehnică din Cluj-Napoca, Facultatea de Automatică și Calculatoare

Str. Barițiu, Nr. 26-28,  
Cluj-Napoca

Delia.Mitrea@cs.utcluj.ro

**Sergiu Nedevschi**

Universitatea Tehnică din Cluj-Napoca, Facultatea de Automatică și Calculatoare

Str. Barițiu, Nr.26-28,  
Cluj-Napoca

Sergiu.Nedevschi@cs.utcluj.ro

**Dorian Gorgan**

Universitatea Tehnică din Cluj-Napoca, Facultatea de Automatică și Calculatoare

Str. Barițiu, Nr. 26-28,  
Cluj-Napoca

Dorian.Gorgan@cs.utcluj.ro

## REZUMAT

Recunoașterea, prin metode computerizate, a stărilor emoționale pe baza expresiei faciale reprezintă un pas important în înlăturarea barierelor de comunicare dintre om și mașină, având multiple aplicații practice. Fața umană este unul din cei mai importanți purtători de informație privind starea emoțională și afectivă, alături de poziția corporală. Determinarea expresiei feței prin metode ale viziunii computerizate reprezintă o soluție eficientă, atât în ceea ce privește acuratețea, cât și costul realizării. În această lucrare vom trece în revistă metodele existente în domeniu pe plan național și internațional, apoi vom prezenta soluția proprie, bazată pe calculul unor trăsături imagistice și pe aplicarea unor algoritmi de clasificare performanți. Trăsăturile imagistice determinate se referă la forma și orientarea elementelor anatomice faciale (sprâncene, ochi, nas, gură, bărbie, frunte) în contextul unei anumite stări emoționale. Vom stabili importanța trăsăturilor imagistice utilizate și rolul pe care îl joacă diferite regiuni ale feței în recunoașterea expresiei acesteia.

## Cuvinte cheie

Expresie facială, viziune computerizată, formă, orientare, recunoaștere automată.

## Clasificare ACM

H.5.2. User interfaces, Interaction styles; H.1.2. User/Machine Systems, Human information processing, Software psychology; I.2.10. Vision and scene understanding, Modeling and recovery of physical attributes.

## INTRODUCERE

Expresia facială are o conotație complexă, reprezentând o manifestare vizibilă a stării afective, cognitive, de activitate, precum și a intențiilor persoanei, o reflectare a personalității acesteia, uneori și a psihopatologiei [1], aceasta jucând un rol esențial în comunicare, alături de vorbire și gesturi. Așa cum a raportat Mehrabian [1], expresia facială are un efect considerabil asupra interlocutorilor, influențând percepția acestora în proporție de 55%, 38% din efectul conversației fiind produs prin tonalitatea vocii, iar numai 7% din acest efect datorându-se cuvintelor vorbite. Pe de altă parte, recunoașterea automată a expresiei faciale ocupă un loc

important în contextul interacțiunii naturale dintre om și mașină[1]. Câteva domenii aplicative reprezentative sunt realizarea automată a tranzacțiilor, care implică negociere, domeniul roboților inteligenți, analiza automată a expresiei feței pentru științe comportamentale sau medicină. Implicarea viziunii computerizate în recunoașterea expresiei faciale conduce la soluții eficiente atât în ceea ce privește acuratețea, cât și costul, nefiind necesară achiziționarea altor tipuri de senzori, decât a camerei video. Această arie este intens explorată pe plan internațional, în cercetarea științifică actuală. Metodele cele mai răspândite, destinate extragerii trăsăturilor, sunt bazate fie pe caracterizarea prin orientare, formă și culoare a elementelor faciale (sprâncene, ochi, nas, gură, obraji, frunte, bărbie) [2], fie pe analiza feței în ansamblul ei, deseori prin intermediul unor modele de aparență [3]. Soluția propusă în lucrarea de față se bazează pe analiza modificărilor privind orientarea și forma elementelor faciale, corespunzătoare diferitelor stări emoționale. Aceasta s-a dovedit a fi eficientă atât în ceea ce privește acuratețea recunoașterii, cât și timpul de răspuns. Aparența vizuală a feței în contextul diferitelor stări emoționale, metodele existente în domeniu, destinate recunoașterii expresiei faciale, soluția propusă, experimentele și rezultatele obținute, precum și concluziile formulate în urma cercetării proprii, vor fi detaliate în cele ce urmează.

## DEFINIREA ȘI CARACTERIZAREA EXPRESIEI FACIALE

Putem defini expresia facială ca fiind o deformare specifică a părților componente ale feței, însoțită de o modificare a relațiilor spațiale dintre acestea, respectiv de modificări ale pigmentării pielii. Deformările feței corespund unor categorii variate de manifestări, precum: (1) vorbirea, aceasta putând fi însoțită de ridicarea sprâncenelor și a frunții la creșterea intonației vocii, respectiv coborârea acestora odată cu coborârea vocii; (2) regularizarea conversației, pentru a completa vorbirea, dând, de exemplu, cuvântul interlocutorului, printr-o expresie specifică a feței; (3) gesturi emblematic, acestea fiind mișcări ale feței care transmit un anumit mesaj, ce poate fi tradus în cuvinte; (4) semnalarea emoțiilor. Musculatura feței participă, de asemenea, și la alte acțiuni precum mâncatul, vorbitul. În continuare, vom detalia modificările involuntare ce corespund stărilor emoționale, acestea constituind obiectul cercetării noastre. Există șapte stări emoționale primare, cărora le corespund

expresii distincte ale feței: fericire, surpriză, tristețe, frică, dezgust, nervozitate (furie), dispreț. *Starea de fericire* se caracterizează prin strălucirea ochilor, cute ale pielii situate la colțurile ochilor, colțurile gurii ridicate. *Starea emoțională de surpriză* se caracterizează prin ridicarea sprâncenelor, deschiderea gurii, deschiderea excesivă ochilor, atingerea feței cu mâna, palma fiind îndreptată către propria față iar degetele fiind întinse. *Stările de tristețe* i se asociază coborârea colțurilor gurii, uneori ridicarea sprâncenelor. *Frica* este indicată prin deschiderea ochilor și uneori a gurii, buze retrase, sprâncene ridicate. *Starea de dezgust* este caracterizată prin lăsarea în jos a buzei inferioare, ridicarea buzei superioare, orientarea înspre exterior a buzelor, scoaterea limbii. *Stările de nervozitate* îi sunt specifice ridicarea nărilor, fruntea brăzdată de cute, ochii larg deschiși, deseori comprimarea gurii. *Starea de dispreț* este caracterizată prin poziția întredeschisă a ochilor, ridicarea buzei superioare, comprimarea nasului, privire îndreptată în jos [4].

### STADIUL ACTUAL AL CERCETĂRILOR ÎN DOMENIUL RECUNOAȘTERII EXPRESIEI FACIALE

Procesul de recunoaștere a expresiei faciale, prin metode ale viziunii artificiale, constă în următorii pași [1]: (1) Achiziția imaginilor – preluarea, prin intermediul camerei, a unor imagini statice ale expresiei faciale, respectiv a unei secvențe de imagini relevante; o secvență de imagini poate conține mai multă informație decât o imagine statică, relevând și caracteristicile temporale ale expresiei faciale. (2) O etapă de preprocesare a imaginii, constând în eliminarea zgomotului, normalizarea imaginii cu privire la variația poziției pixelilor sau strălucire, segmentarea și localizarea elementelor de interes din imagine (a feței și a părților componente ale acesteia). (3) Extragerea trăsăturilor, constând în analiza imaginii pentru determinarea valorilor parametrilor de interes, precum cei referitori la orientare, forma, culoare, textură, urmată de reducerea dimensionalității setului de trăsături extrase pentru a reduce timpul de procesare. (4) Clasificare, constând în antrenarea unui clasificator care primește la intrare valorile trăsăturilor obținute în etapa anterioară și este capabil să încadreze expresii faciale necunoscute în clasele corespunzătoare. (5) Post-procesare, urmărindu-se îmbunătățirea rezultatelor obținute în timpul clasificării prin utilizarea cunoștințelor a priori din domeniu. Dintre aceste etape, specifice recunoașterii expresiei faciale sunt etapele (3) și (4), pe care le vom detalia în cele ce urmează. Pe plan național neexistând realizări semnificative, vom prezenta abordările întâlnite pe plan internațional. În ceea ce privește metodele destinate caracterizării expresiei faciale prin intermediul trăsăturilor geometrice ale părților componente ale feței umane, în [2] autorii determină atât trăsături gaussiene multiscalare, precum orientarea medie a muchiilor, curbura de izo-intensitate, spectrul de formă, cât și parametrii obținuți după aplicarea transformatei Gabor-Wavelet. Acestea sunt furnizate la intrările unui meta-clasificator de tip AdaBoost, care realizează atât o clasificare de mare acuratețe, cât și selecția trăsăturilor relevante, respectiv determinarea acelor regiuni faciale ce conțin informație relevantă. În [5] recunoașterea automată a expresiei feței

se bazează pe transformarea imaginilor în caricaturi constituite din linii. Sunt utilizate trăsături structurale și geometrice pentru a potrivi modelul, desenat de utilizator, al unei expresii faciale, cu descriptorul de tip harta de linii. Acest descriptor este determinat în mod automat pentru o imagine necunoscută, prin intermediul detecției și subțierii de muchii.[5] În ceea ce privește metodele de recunoaștere a expresiei faciale ce se bazează pe o evaluare holistică a feței, trăsătura LBP (Local Binary Pattern) este utilizată în [6]. Imaginea este împărțită în regiuni dreptunghiulare, pe fiecare astfel de regiune calculându-se trăsătura LBP. Recunoașterea propriu-zisă se face prin intermediul unui clasificator liniar. Tot în cadrul acestei categorii de metode, modelele de aparență (“eigenfaces”), sunt implementate pe scara largă [3]. Acestea sunt bazate pe stabilirea unor puncte cheie ale feței, a căror poziție relativă este decisivă în ceea ce privește caracterizarea unei anumite stări emoționale, respectiv pe metoda Analizei Componentelor Principale (Principal Component Analysis – PCA), aplicată asupra coordonatelor acestor puncte cheie[3]. În [7] autorii realizează recunoașterea expresiei faciale și a dinamicii acesteia pe baza unor secvențe de imagini. Autorii marchează punctele cheie ale caracterizării expresiei feței, pentru a forma un grid. Acest grid evoluează în timp, adaptându-se la forma cea mai probabilă a expresiei. Un clasificator de tip SVM (Mașină cu Vectori Suport) este utilizat pentru recunoaștere în acest context, furnizând o acuratețe de 98%. Corespunzător unei alte abordări [4], se realizează determinarea poziției mușchilor feței ce participă la modificarea expresiei faciale, și a stării acestora (încordată sau relaxată), constituindu-se un sistem de codificare a acțiunilor feței (Facial Action Coding System – FACS). Acesta constituie criteriul de comparație între diferitele forme ale expresiei faciale [4].

### SOLUȚIA PROPUȘĂ

În scopul recunoașterii expresiei faciale corespunzătoare stărilor emoționale de bază, vom dezvolta o soluție bazată pe determinarea trăsăturilor locale ale elementelor feței (ochi, sprâncene, nas, gură, bărbie, frunte), apoi pe selecția trăsăturilor relevante, acestea fiind furnizate la intrările unor clasificatori performanți, precum Perceptronul Multinivel (Multilayer Perceptron – MLP), respectiv ale metaclasificatorului AdaBoost, care utilizează metoda MLP ca și clasificator elementar. Pașii algoritmului adoptat sunt următorii: (1) Segmentarea elementelor feței ce sunt purtătoare de informație relevantă în ceea ce privește expresia facială: frunte, sprâncene, ochi, nas, gură, bărbie; (2) Aplicarea unui filtru gaussian[8] de netezire; (3) Determinarea trăsăturilor locale în fiecare din regiunile considerate, corespunzător elementelor faciale; (4) Selecția trăsăturilor relevante utilizând metode specifice acestui obiectiv; (5) Evaluarea clasificatorilor Perceptron Multinivel, respectiv a meta-clasificatorului AdaBoost în conjuncție cu metoda Perceptronului Multinivel, pentru a determina clasificatorul optim pentru recunoașterea automată a expresiei faciale.

#### Determinarea trăsăturilor locale ale elementelor faciale

Trăsăturile alese, de tip derivativ, constând în suprafața de intensitate a imaginii, orientarea medie a muchiilor,

curburi, spectru de formă al imaginii, sunt menite a caracteriza elementele faciale atât în ceea ce privește forma, cât și orientarea acestora [8]. Aceste trăsături vor fi descrise în cele ce urmează. Suprafața de intensitate a imaginii reprezintă acea suprafață 3D rezultată din luarea în considerare a valorilor intensității imaginii în fiecare punct al acesteia, urmată de un proces de interpolare [8]. *Orientarea locală a suprafeței de intensitate* ne furnizează informații privind orientarea locală a obiectului care se găsește în acea zonă a suprafeței, fiind echivalentă cu orientarea medie a muchiilor caracteristice obiectului respectiv. Aceasta se calculează utilizând următoarea formulă matematică [8]:

$$O = \arctg(I_y, I_x) \quad (1)$$

În (1),  $I_y$ , respectiv  $I_x$ , reprezintă derivatele imaginii pe direcție verticală, respectiv orizontală, corespunzând muchiilor verticale, respectiv orizontale. Curburile suprafeței de intensitate ne furnizează informații cu privire la gradul de curbare a suprafețelor obiectelor care se găsesc în zona în care se face calculul. Vom determina atât curbura de izo-intensitate (N), cât și curbura corespunzătoare liniei de flux (T), în modul următor [2]:

$$N = A \cdot [2I_x I_y I_{xy} - I_x^2 I_{yy} - I_y^2 I_{xx}] \quad (2)$$

$$T = A \cdot [I_{xy}(I_x^2 - I_y^2) + I_x I_y (I_{yy} - I_{xx})] \quad (3)$$

În (2) și (3) notațiile  $I_x$ ,  $I_y$ ,  $I_{xx}$ ,  $I_{xy}$ ,  $I_{yx}$ , respectiv  $I_{yy}$  corespund derivatelor de ordinul întâi și doi ale imaginii, acestea aproximându-se prin intermediul diferențelor finite [8]. Factorul de multiplicare A se determină utilizând formula (4):

$$A = (I_x^2 + I_y^2)^{-3/2} \quad (4)$$

Pentru a caracteriza forma locală a obiectelor, se calculează spectrul de formă (Image Shape Spectrum – ISS) în fiecare punct al regiunii considerate [2], utilizând expresia matematică (5):

$$ISS = 0.5 - \frac{1}{\pi} \cdot \operatorname{tg}^{-1} \frac{N+T}{N-T} \quad (5)$$

După determinarea valorilor acestor trăsături în fiecare punct, se va face o medie a acestor valori pe întreaga regiune considerată, aceasta fiind o regiune rectangulară ce corespunde unui anumit element facial (frunte, ochi, sprânceană, nas, gură, bărbie). Vom numi *indice de formă* valoarea rezultată în urma calculului mediei aritmetice a valorilor spectrului de formă al imaginii, în regiunea considerată.

#### Metode pentru selecția trăsăturilor

În scopul determinării trăsăturilor relevante vom utiliza metoda *Rețelelor Bayesiene de Încredere* [9]. Aceasta este potrivită pentru stabilirea influențelor cauzale între trăsături, presupunând construirea unei rețele de dependențe, reprezentată ca un graf orientat aciclic (*Directed Acyclic Graph – DAG*). În acest graf, nodurile reprezintă trăsăturile analizate, iar arcele corespund influențelor cauzale între trăsături, acestora asociindu-li-se probabilități condiționate [9]. În acest mod, vom stabili care sunt trăsăturile ce influențează parametrul clasă. Se

va utiliza, de asemenea, metoda de selecție a trăsăturilor bazată pe evaluarea corelației dintre trăsături (Correlation-based Feature Selection – CFS), respectiv a corelației dintre atribute și parametrul clasă. Pentru fiecare subset de trăsături se determină valoarea meritului asociat. [10]

#### Metode de clasificare utilizate

Pentru a realiza o clasificare de o acuratețe cât mai bună, *Metoda Perceptronului Multinivel*, care a furnizat rezultatele optime în experimentele noastre, a fost utilizată atât individual, cât și în conjuncție cu *meta-clasificatorul AdaBoost*. Acesta este un meta-clasificator ierarhic care realizează combinații ale clasificatorilor elementari într-o manieră eficientă. Clasificatorii slabi sunt integrați de către acest meta-clasificator sub forma unei combinații liniare. În cadrul fiecărei iterații, se ia în considerare fiecare ipoteză, constând din clasificatorul individual, respectiv din datele de intrare asociate acestuia. Se atribuie ponderi mici secvențelor de date clasificate corect, respectiv ponderi mari secvențelor de date clasificate greșit, acestea din urmă fiind tratate din nou pe nivelurile inferioare, permițându-se corecția erorilor [9]. Pentru evaluarea acurateței clasificării, s-au utilizat următorii parametri: rata de recunoaștere (succes), respectiv suprafața de sub curba ROC (AuC) [9].

#### EXPERIMENTE ȘI DISCUȚII

Setul de date considerat în explorările experimentale conține șapte clase, corespunzătoare următoarelor stări emoționale: surpriză, fericire, tristețe, nervozitate, dezgust, frică, precum și stării neutre. Fiecare clasă conține 30 de imagini, preluate de pe Internet, fiecare imagine reprezentând fața unui individ aflat în starea emoțională considerată, având capul în poziție verticală. Exemple elocvente de expresii faciale din fiecare categorie sunt redată în Figura 1.

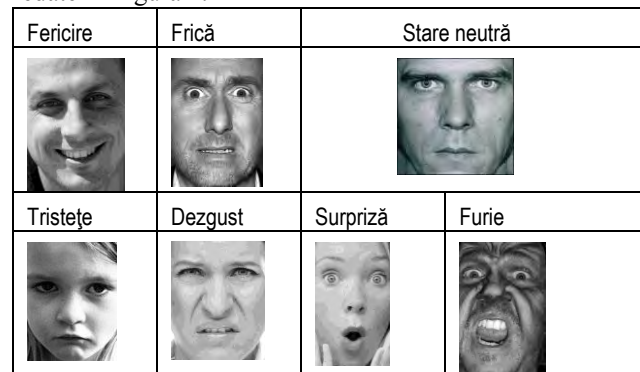


Figura 1. Exemple ale expresiilor faciale pentru categoriile emoționale considerate

O instanță din setul de date rezultă din concatenarea șirurilor de valori ale trăsăturilor imagistice, determinate pentru fiecare dintre elementele faciale: ochi drept, ochi stâng, sprânceană dreapta, sprânceană stângă, frunte, nas, gură, bărbie. Ca un prim pas, elementele faciale de interes au fost segmentate automat cu ajutorul bibliotecii OpenCV [11]. Apoi, s-a realizat determinarea trăsăturilor imagistice pe regiunile corespunzătoare fiecărui element facial, utilizând o aplicație software proprie realizată în mediul Visual C++ 8.0. În scopul selecției trăsăturilor relevante ce caracterizează diferite stări emoționale s-au utilizat, în mediul Weka 3.5 [12], metodele Rețelelor Bayesiene de

Încredere, cu căutare de tip K2 și estimare BMA [12], respectiv metoda bazată pe stabilirea corelației dintre atribute (CFS), setul final de trăsături relevante rezultând în urma intersecției subseturilor de trăsături rezultate în fiecare caz. Aceste trăsături sunt ilustrate în Tabelul 1:

Tabelul 1. Trăsăturile imagistice relevante pentru caracterizarea expresiei faciale

Stări emoționale comparate	Trăsături care diferențiază stările emoționale comparate
Nervozitate / stare neutră	Orientarea medie a muchiiilor frunții, indicele de formă al frunții, curbura medie de izo-intensitate a bărbiei
Nervozitate / frică	Curbura medie de flux a gurii, indicele de formă al gurii
Nervozitate / tristețe	Curbura medie de flux a nasului, indicele de formă al bărbiei
Tristețe / dezgust	Orientarea medie a muchiiilor gurii
Fericire / surpriză	Orientarea medie a muchiiilor gurii

După cum rezultă din Tabelul 1, trăsăturile cele mai importante ce contribuie la deosebirea stării de furie de starea neutră sunt orientarea medie a muchiiilor frunții, precum și curbura medie de izointensitate a bărbiei. Aceste trăsături indică existența unei frunți încordate, brăzdată de cute, precum și a unei bărbii încordate, în cazul furiei, spre deosebire de forma relaxată a feței, existentă în cazul stării neutre. În ceea ce privește trăsăturile ce deosebesc starea de nervozitate (furie) de cea de frică, forma gurii este unul dintre elementele importante, aceasta fiind deseori deschisă în cazul furiei și întredeschisă în cazul fricii. Forma nasului este unul din elementele care contribuie la deosebirea stării de furie de starea de tristețe, existând o încordare a acestui element facial în cazul furiei, acesta neparticipând, de obicei, la exprimarea stării de tristețe. Orientarea medie a muchiiilor gurii contribuie atât la diferențierea stării de tristețe de starea de dezgust, cât și la diferențierea stărilor de fericire, respectiv de surpriză, cunoscut fiind faptul ca starea de tristețe este caracterizată prin lăsarea în jos a colțurilor gurii, starea de fericire este caracterizată de ridicarea colțurilor gurii, iar în cazul stării de dezgust, buza superioară este ridicată, iar cea inferioară este coborâtă [4]. Aceste aspecte corespund descrierilor realizate anterior în lucrare, în cadrul capitolului referitor la definirea și caracterizarea expresiei faciale. Pentru a realiza o estimare a posibilității de recunoaștere automată a expresiei faciale s-au utilizat, tot în mediul Weka 3.5, clasificatorii Perceptron Multinivel (Multilayer Perceptron - MLP) cu o rată de învățare de 0.2, un moment de 0.8, respectiv un număr de noduri pe nivelurile interioare ale clasificatorului egal cu media aritmetică dintre numărul de atribute și numărul de clase. De asemenea, s-a utilizat metaclasificatorul AdaBoost, în conjuncție cu Perceptronul Multinivel. Rezultatele sunt prezentate în Tabelul 2. Conform acestui tabel, rezultă că metodele Perceptron Multinivel, respectiv meta-clasificatorul AdaBoost în conjuncție cu metoda Perceptronului Multinivel, furnizează rezultate asemănătoare atât în ceea ce privește acuratețea recunoașterii, cât și timpul de răspuns. Remarcăm, totuși, o ușoară inferioritate a metodei

AdaBoost, care se datorează, probabil, numărului mic de exemple din setul de antrenament.

Tabelul 2. Compararea rezultatelor clasificatorilor

Clasificator	Rata de recunoaștere	AuC	Timp(construirea modelului)
MLP	70.66%	80%	0.25s
AdaBoost+MLP	70.66%	79%	0.24s

## CONCLUZII ȘI POSIBILITĂȚI DE DEZVOLTARE ULTERIOARĂ

Metoda dezvoltată de noi în scopul recunoașterii expresiei faciale s-a dovedit a fi eficientă, în proporție de peste 70%. Trăsăturile relevante determinate corespund cunoștințelor anterioare referitoare la expresia facială, deci sunt potrivite pentru obiectivul nostru. Clasificatorii comparați de noi au avut performanțe asemănătoare, oricare dintre ei putând fi utilizat cu succes în recunoaștere. Metoda poate fi îmbunătățită prin lărgirea setului de antrenament, prin luarea în considerare, ca a opta stare, a stării de dispreț, precum și prin calculul trăsăturilor imagistice relevante în fiecare punct al feței, în acest mod crescând acuratețea caracterizării diferitelor segmente și sub-segmente faciale, abordarea nefiind limitată la analiza elementelor faciale de bază.

## REFERINȚE BIBLIOGRAFICE

- Chibelushi C., F. Bourel, Facial expression recognition. A brief tutorial overview, [http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL\\_COPIES/CHI\\_BELUSHII/CCC\\_FB\\_FacExprRecCVonline.pdf](http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/CHI_BELUSHII/CCC_FB_FacExprRecCVonline.pdf), 2002
- Silapachote P., Karupiah D., Feature Selection using Adaboost for face expression recognition, <http://handle.dtic.mil/100.2/ADA438800>, 2005
- Murthy G., R. Jadon, Effectiveness of eigenspaces for facial expression recognition, International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 1, Nr. 5, 2009, p. 1793-8201
- Matsumoto D., P. Ekman, Facial expression analysis, 2008, <http://www.davidmatsumoto.com/content/Scholarpedia%20facial%20Expression%20Analysis.pdf>
- Gao Y., K. Maylor, C. Siu, Facial expression recognition from lines based caricatures, IEEE Trans on Systems, Vol.33, Nr. 3, 2003, p. 407-412
- Shan C., G. Shaogang, P. McOwan, Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study, Image and vision computing, Vol. 27, 2009, p. 803-816
- Kotsia I., Pitas I., Real time facial recognition from image sequences using Support Vector Machines, IEEE Trans. Image Processing, Vol 16, Nr. 1, 2005, p. 172-187
- Jain A.K., Fundamentals of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989
- Duda R., Pattern Classification (2nd ed), Wiley Interscience, 2003
- Hall M., Benchmarking attribute selection techniques for discrete class data mining, IEEE Trans Knowledge and Data Eng., Vol 15, Nr.3, p. 1-16, 2003
- Open Source Computer Vision Library (OpenCV), <http://opencv.willowgarage.com/wiki/>
- Weka 3, Data Mining Software in Java <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>, 2004