

# Reconhecimento de Expressões Faciais através de Redes Bayesianas

Eliaquim Monteiro Ramos<sup>1</sup>, Anderson Alvarenga Meneses<sup>2</sup>, Cleudilene Silva Rufino<sup>2</sup>,  
Matheus Aranha Silva<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratório Nacional de Computação Científica-LNCC  
Avenida Getúlio Vargas, 333 - Quitandinha, Petrópolis - Rio de Janeiro.

<sup>2</sup>Universidade Federal do Oeste do Pará-UFOPA  
Rua Vera Paz, Bairro Salé, Santarém – Pará.

**RESUMO:** O reconhecimento de expressões faciais tem sido alvo de pesquisas, devido ao seu potencial de aplicação. Vários trabalhos no estado da arte focam no desenvolvimento de sistemas computacionais para realizar o reconhecimento de expressões. No entanto, reconhecer expressões faciais através de sistemas é uma tarefa desafiadora, devido aos inúmeros fatores que afetam a eficiência dos sistemas constituídos basicamente das seguintes etapas: aquisição facial, extração de características e classificação. Este trabalho aborda apenas na última etapa, com o objetivo de classificar em função das Unidades de Ação as seis expressões faciais básicas (raiva, surpresa, tristeza, nojo, medo e alegria). Para alcançar o objetivo foram utilizadas as Redes Bayesianas e as Redes Neurais Artificiais do tipo Multilayer Perceptron. As Redes Bayesianas obtiveram no geral, uma média de acertos de 90.06%, enquanto que as Redes Neurais Artificiais apresentaram uma taxa média de 79.80%.

**PALAVRAS-CHAVE:** classificação, expressões faciais, reconhecimento de expressões.

**ABSTRACT:** The recognition of facial expressions has been the object of research, due to its application potential. Several works in the state of the art focus on the development of computational systems to perform the recognition of expressions. However, recognizing facial expressions through systems is a challenging task due to the numerous factors that affect the efficiency of the systems constituted basically of the following steps: facial acquisition, features extraction and classification. This work addresses only on the last stage with the objective of classify in function of the Action Units the six basic facial expressions (anger, surprise, sadness, disgust, fear and happiness). To achieve the goal were used the Bayesian Networks and the Artificial Neural Networks of the Multilayer Perceptron type. The Bayesian Networks obtained in general, an average of accuracies 90.06%, while the Artificial Neural Networks presented an average rate of 79.80%.

**KEYWORDS:** Classification, facial expressions, expressions recognition.

## 1. INTRODUÇÃO

As expressões faciais são mudanças na face, ocasionadas por contrações de músculos faciais, com duração de 250ms a 5s, que possibilitam demonstrar os estados emocionais, sendo responsáveis por 55% da comunicação realizada entre os seres humanos [1].

Os seres humanos conseguem reconhecer e distinguir expressões faciais, mesmo em ambientes com condições não favoráveis. Apesar de ser uma tarefa simples para o ser humano, o reconhecimento de expressões faciais através de sistemas computacionais é uma tarefa desafiadora, devido às dificuldades encontradas, que podem ser atribuídas às variáveis como a posição facial, iluminação do ambiente e alguns aspectos visuais como o uso de barba, cortes de cabelos e acessórios como óculos, maquiagem. Portanto, são fatores que influenciam no desempenho dos sistemas.

O reconhecimento de expressão facial é uma área que vem sendo amplamente explorada por pesquisadores no campo da Psicologia, Engenharia da Computação e Neurociências, devido ao seu grande número de aplicações, como por exemplo, na Interação Homem-Computador, que busca melhorar e evoluir a relação entre pessoas e computadores [2]. O reconhecimento de expressão refere-se a uma modalidade que tem como objetivo aumentar a familiaridade de comunicação com os usuários, fazendo com que estes interajam com um sistema computacional como se fosse uma interação entre pessoas [3].

Avanços em pesquisas relacionadas com a detecção e reconhecimento facial foram algumas das razões que proporcionaram estudos voltados para o reconhecimento automático de expressões faciais. Um trabalho pioneiro nesta área foi apresentado por [4]. Muitos autores focam apenas na classificação de expressões, como em trabalhos de [5] e [6]. O presente trabalho tem o propósito classificar com base nas Unidades de Ação (UAs), as seis expressões faciais (raiva,

surpresa, tristeza, nojo, medo e alegria), consideradas universais, transculturais e inatas na natureza humana [7].

A classificação foi efetuada por meio das Redes Bayesianas (RBs) que estão implementadas no *Waikato Environment for Knowledge Analysis-WEKA*, um software livre de mineração de dados, desenvolvido em Java, pelos pesquisadores da Universidade de Waikato, na Nova Zelândia [8]. Para comparação com as RBs, foram usadas as Redes Neurais Artificiais (RNAs) do tipo Multilayer Perceptron (MLP) disponibilizadas pelo WEKA. Usamos estas técnicas devido ao fato de apresentarem altas taxas de acertos na classificação. Na fase de treinamento e teste das RBs e do método utilizado para a comparação foi usado um conjunto de dados desenvolvido a partir da base de dados *Extended Cohn-Kanade (CK+)* [9]. A principal contribuição deste trabalho é basicamente a forma como foi feita a classificação de expressões faciais por meio de UAs.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O reconhecimento de expressões faciais tem sido importante para o avanço na interação homem-computador (IHC). Ao longo dos anos, algumas pesquisas a respeito do tema foram realizadas com o objetivo de automatizar o processo de reconhecimento, considerado um problema interessante e desafiador, como os estudos realizados por [10] e [11]. Atualmente, a maioria das abordagens desenvolvidas no estado da arte visa reconhecer um pequeno conjunto de expressões faciais humanas. Portanto, algumas técnicas computacionais são capazes de obter, em ambiente controlado, taxa de reconhecimento entre 74% e 98% [12].

O reconhecimento de expressões faciais é alvo de pesquisas desde a época de Charles Darwin, que estudou os estados emocionais nos povos isolados encontrando semelhanças nos movimentos responsáveis pela inferência de emoções [13].

Os pesquisadores Ekman e Friesen, em 1981 aprofundaram as ideias de Charles Darwin, e concluíram a existência

de expressões faciais básicas universais, que não variam entre os grupos sociais e não precisam ser ensinadas. O conjunto de expressões produzidas, independentemente do contexto cultural são: raiva, surpresa, tristeza, nojo, medo alegria, exemplificadas na **Figura 1**.



**Fig.1** - As seis expressões faciais básicas. Fonte: [14].

Vale ressaltar que o reconhecimento de expressões faciais pode ser uma importante etapa para o reconhecimento de emoções humanas, mas essas metodologias adotam, além das características faciais extraídas de imagens, as características como variações de voz, gestos, direções do olhar e expressões faciais para reconhecer estados emocionais. Portanto, há que ser feita essa distinção entre as metodologias, conforme mencionam [15].

Na tentativa de padronizar o reconhecimento de expressões faciais, vários sistemas de codificação de ação facial foram desenvolvidos. Dentre esses sistemas, destaca-se na comunidade científica o Sistema de Codificação de Ações Faciais (do inglês *Facial Action Coding System-FACS*) [16]. Este sistema descreve todos os possíveis movimentos faciais produzidos a partir de contrações de músculos faciais (um ou mais músculos) em 44 UAs, que representam os menores movimentos faciais visualmente discerníveis. Dentre estas UAs, 30 são anatomicamente relacionadas com as contrações de músculos faciais específicos, enquanto que as restantes não possuem ações especificadas [17].

As combinações de UAs podem formar uma vasta quantidade de expressões faciais, pois apesar de ser pequena a quantidade de UAs, mais de 7000 combinações foram observadas em investigações. A **Figura 2** apresenta exemplos de algumas UAs, a **Tabela 1** mostra algumas combinações possíveis, como por exemplo, a expressão alegria obtida pela combinação da UA6 (elevação da bochecha), UA12 (alongamento dos cantos da boca) e UA25 (separação entre os lábios).

Nos últimos anos, as UAs têm sido amplamente estudadas por pesquisadores na área de reconhecimento de expressões faciais pelo fato de apresentar bom desempenho na classificação de classes de expressões. Uma tarefa de reconhecimento de expressões faciais consiste basicamente nas seguintes etapas: aquisição da face, extração de características e classificação de expressões faciais [15].



**Fig.2** - Exemplos de UAs. Fonte: [14].

**Tab.1** - Expressões faciais com suas respectivas combinações de UAs.

| Expressão Facial | Combinações de UAs    |
|------------------|-----------------------|
| Alegria          | UA6+UA12+UA25         |
| Surpresa         | UA1+UA2+UA5+UA25+UA27 |
| Raiva            | UA4+UA5+UA15+UA17     |
| Tristeza         | UA1+UA2+UA4+UA15+UA17 |
| Medo             | UA1+UA4+UA7+UA20      |
| Nojo             | UA1+UA4+UA15+UA17     |

## 2.1 Aquisição da face

Na etapa de aquisição, o objetivo é localizar a face em imagens ou sequências de vídeos, eliminando informações desnecessárias. No entanto, inúmeros fatores afetam o desempenho de técnicas de visão computacional responsáveis pela detecção facial, como a iluminação, oclusão da face, presença de cabelo ou óculos sobre a face, orientação da imagem, entre outros, são exemplos de obstáculos encontrados na execução desta tarefa. Um dos métodos mais utilizados no meio acadêmico e na indústria, devido ao baixo custo computacional e baixa taxa de falsos positivos, é denominado de Viola-Jones [18].

## 2.2 Extração de características

Esta etapa consiste na extração de informações relevantes da face que possam representar diferentes tipos de expressões faciais. Se realizada de maneira precisa, a extração possibilita a obtenção de bons resultados, .

Muitos trabalhos no estado da arte focam em melhorar esta etapa, pois a extração de características é considerada o ponto chave para proporcionar boas acurácias. Neste contexto, os trabalhos de [11] e [19], apresentam duas metodologias que são empregadas na tarefa de extração: as baseadas em geometria e as baseadas em aparência. Em algumas literaturas, as abordagens são combinadas a fim de obter uma performance melhor no reconhecimento de expressões faciais formando uma abordagem híbrida. De acordo com [19], [20] é **um exemplo de trabalho** que utiliza uma abordagem híbrida para o reconhecimento de expressões faciais baseado em características para reconhecer UAs individuais e combinações de UAs.

## 2.3 Classificações de expressões faciais

A última etapa do processo consiste em classificar as características extraídas da face, com o objetivo de inferir as expressões faciais utilizando técnicas computacionais, tais como: RBs [21] e RNAs MLP [22]. De acordo com [19], as abordagens utilizadas no reconhecimento de expressões faciais são baseadas em imagens estáticas ou sequências de imagens.

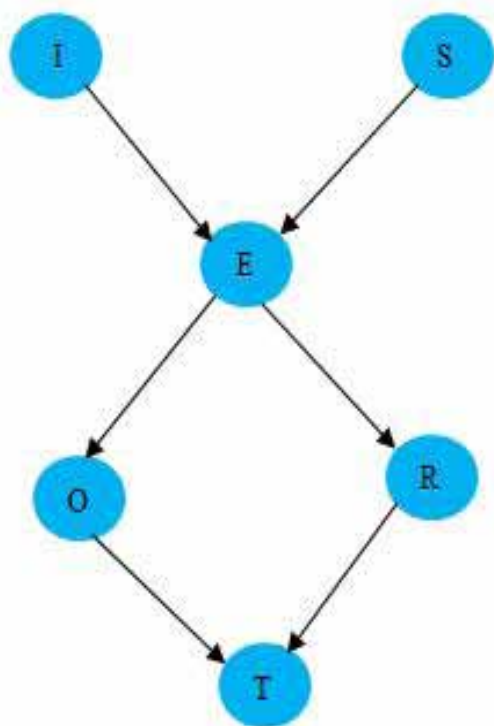
As abordagens baseadas em imagens estáticas utilizam como entrada apenas as informações de uma imagem atual, que contém ou não uma imagem de referência. Nesta classe encontram-se por exemplos os métodos baseados em RNAs e regras. Aquelas baseadas em sequências de imagens consideram as informações temporais das sequências de imagens que representam expressões faciais para realizar a classificação.

### 2.3.1 Redes Bayesianas

As RBs são modelos gráficos capazes de representar as relações de causalidade entre as variáveis aleatórias de um problema. Também chamadas de redes probabilísticas vêm sendo utilizadas em problemas que envolvem incertezas, em

que conclusões são obtidas à medida que novas informações ou evidências a respeito do problema são determinadas, como por exemplo, visão [23] e diagnóstico de doenças [24-25].

Uma RB é representada por um grafo dirigido acíclico (do inglês *Directed Acyclic Graph-DAG*), constituído por nós e arcos. Os nós são as variáveis aleatórias, que podem ser contínuas ou discretas, e os arcos representam as dependências diretas entre as variáveis. **Se houver um arco dirigido de um pai para um nó**, será denominado pai de . Cada nó que possui como pais , contém uma tabela de probabilidade condicional , que apresenta informação quantitativa da variável condicionada a seus pais. Caso não possua pai, a tabela é reduzida para uma probabilidade incondicional ou *a priori*. A estrutura de RBs que adotamos possui dois níveis, onde no primeiro nível há somente uma variável relacionada com as expressões faciais, e no segundo tem-se cinco variáveis que representam as UAs. Um exemplo de estrutura de RB é ilustrado na **Figura 3**.



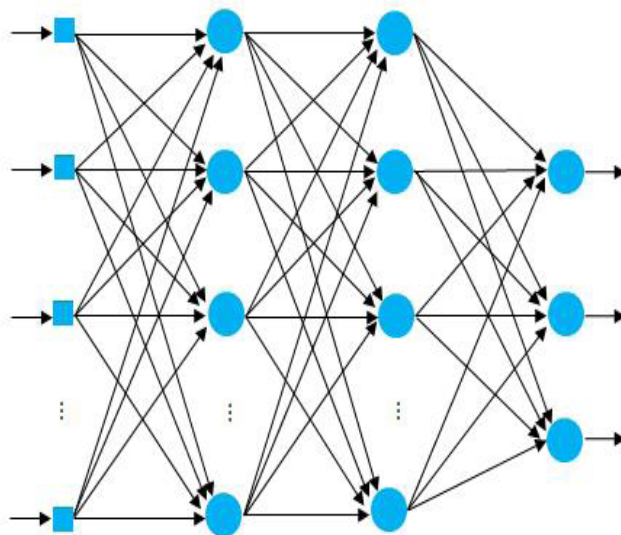
**Fig. 3** - Exemplo de estrutura de RB, em que as variáveis I, S, E, O, R e T representam respectivamente idade, sexo, educação, ocupação, residência e transporte. Fonte: [26].

### 2.5 Redes Neurais Artificiais Multilayer Perceptron

As RNAs são modelos inspirados no sistema nervoso dos seres humanos, que buscam simular o funcionamento do cérebro humano. Os modelos são constituídos de neurônios que estão dispostos em uma ou mais camadas e conectados por meio de sinapses. As RNAs possuem a capacidade de aprender e generalizar a partir de informações obtidas no processo denominado aprendizagem [22].

Neste trabalho, foram utilizadas as RNAs MLP que apresentam normalmente uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias ou ocultas e uma camada de saída. As camadas estão interligadas através de elos de conexões ou sinapses, responsáveis por propagar as informações entre as unidades de processamento (neurônios) de forma progressiva. A diferença em relação aos perceptrons de camada única está na presença de camadas intermediárias, que desempe-

nam um papel importante na detecção de características relevantes de padrões usados no treinamento. A arquitetura de RNA que utilizamos contém na camada de entrada uma quantidade de neurônios igual ao tamanho dos vetores de entrada e a camada de saída possui tamanho equivalente ao número de expressões faciais de interesse do estudo. Por outro lado, o número de neurônios na camada interna foi escolhido arbitrariamente e refinado por meio de testes. A **Figura 4** ilustra um grafo estrutural de uma RNA MLP totalmente conectada.



**Fig. 4** - Exemplo de RNA MLP constituída de uma camada de entrada, duas camadas ocultas e uma camada de saída. Fonte: [22].

No presente trabalho, o algoritmo de aprendizagem supervisionada empregado no treinamento das redes MLP é o *backpropagation* proposto por [27]. Este algoritmo consiste de etapas importantes na redução da taxa de erro oriunda da diferença entre a resposta real e a resposta conhecida. As etapas são denominadas de propagação e retropropagação.

Na propagação, um sinal de entrada é processado por cada uma das camadas, resultando ao final do processamento uma resposta de saída sendo que neste processo os pesos sinápticos permanecem inalterados enquanto que, na retropropagação, os pesos são ajustados a fim de minimizar o erro produzido pela subtração da resposta encontrada no processamento com a resposta desejada. O erro é propagado no sentido inverso da direção dos elos de conexões.

### 3. RESULTADOS

Os testes computacionais foram realizados no ambiente do WEKA utilizando as técnicas de classificação RBs e as RNAs do tipo MLP com os parâmetros mantidos nos valores padrão do *software*. Nos experimentos usamos os classificadores com a metodologia de validação cruzada com 10 *folds* apresentada em [28]. Para comparação de desempenho utilizamos também as técnicas com a validação cruzada com 6 *folds*, as quais foram aplicadas sobre uma base de dados composta de 156 instâncias. A **Tabela 2** mostra quantidade de instâncias referente a cada uma das expressões faciais analisadas neste trabalho.

Os experimentos computacionais foram executados em um computador constituído por um processador Inter(R) Core (TM)i5-2410M, 2.3GHz e 4GB de memória RAM. Os resultados experimentais encontrados nos testes serão descritos a seguir.

**Tab. 2** - Quantidade de expressões faciais analisadas.

| Expressões Faciais | Total |
|--------------------|-------|
| Alegria            | 52    |
| Tristeza           | 17    |
| Raiva              | 10    |
| Surpresa           | 43    |
| Nojo               | 26    |
| Medo               | 8     |
| -                  | 156   |

### 3.1 Classificação usando Redes Bayesianas com a validação com 6 folds.

Para avaliar o desempenho das RBs, foi utilizada inicialmente a técnica de validação cruzada com 6 folds, que separou o conjunto de dados em 6 grupos. Um grupo foi usado como dados de teste e os 5 grupos restantes foram utilizados como dados de treinamento da abordagem.

Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 3, que exibe uma matriz de confusão obtida a partir da avaliação da técnica utilizando a validação cruzada com 6 folds. Esta matriz mostra a quantidade de instâncias classificadas corretamente para cada uma das seis expressões faciais.

**Tab.3**- Matriz de confusão obtida pelas RBs com a validação cruzada com 6 folds.

| Alegria | Tristeza | Raiva | Surpresa | Nojo | Medo |
|---------|----------|-------|----------|------|------|
| 50      | 0        | 0     | 0        | 0    | 2    |
| 0       | 15       | 0     | 0        | 0    | 2    |
| 0       | 1        | 7     | 0        | 2    | 0    |
| 0       | 0        | 0     | 43       | 0    | 0    |
| 1       | 1        | 1     | 0        | 23   | 0    |
| 1       | 0        | 1     | 3        | 2    | 1    |

Verifica-se na Tabela 3, que foram inferidas corretamente 50 instâncias relacionadas com a expressão alegria. Para as expressões tristeza e raiva, a técnica classificou corretamente 15 e 7 instâncias, respectivamente.

A técnica apresentou uma boa performance no diz respeito à classificação da expressão surpresa, pois identificou de forma precisa todas as 43 instâncias. Para nojo foram classificadas corretamente 23 instâncias e, por fim, apenas 1 instância foi inferida de forma correta, com a expressão medo. Portanto, foram classificadas corretamente 139 instâncias, resultando em uma taxa de reconhecimento de 89.10%.

### 3.2 Classificação usando Redes Bayesianas com a validação com 10 folds

Neste caso, a performance da técnica foi analisada através da validação cruzada com 10 folds. A Tabela 4 mostra os resultados obtidos utilizando um conjunto de dados para o teste e os 9 conjuntos restantes para o treinamento.

**Tab.4** - Matriz de confusão obtida pelas RBs com a validação com 10 folds.

| Alegria | Tristeza | Raiva | Surpresa | Nojo | Medo |
|---------|----------|-------|----------|------|------|
| 50      | 0        | 0     | 0        | 0    | 2    |
| 0       | 16       | 0     | 0        | 0    | 1    |
| 0       | 0        | 8     | 0        | 2    | 0    |
| 0       | 0        | 0     | 43       | 0    | 0    |
| 2       | 0        | 1     | 0        | 23   | 0    |
| 1       | 0        | 0     | 3        | 2    | 2    |

Observa-se na **Tabela 4**, que o algoritmo classificou corretamente 43 instâncias relacionadas com a expressão surpresa. Portanto, o percentual de acerto foi de 100%. No entanto, a técnica não obteve bom desempenho a respeito da expressão medo, pois identificou corretamente apenas 2 instâncias, apresentando uma taxa de acerto igual a 25%. Neste caso, foram identificadas de forma precisa 142 instâncias, o que significa que o classificador obteve uma taxa de acerto de 91.02%.

### 3.3 Classificação usando Redes Neurais Multilayer Perceptron com a validação com 6 folds.

Para comparar com os resultados obtidos a partir das RBs, foram efetuados experimentos utilizando as RNAs do tipo MLP, constituídas por 5 neurônios na camada de entrada que representam a dimensão dos vetores de entrada gerados pela combinação de UAs, 5 neurônios na camada oculta e 6 neurônios na camada de saída que correspondem ao número de expressões faciais. A **Tabela 5** apresenta os resultados encontrados através da avaliação das RNAs por meio da técnica de validação cruzada com 6 folds.

**Tab. 5** - Matriz de confusão obtida pelas RNAs com a validação cruzada com 6 folds.

| Alegria | Tristeza | Raiva | Surpresa | Nojo | Medo |
|---------|----------|-------|----------|------|------|
| 45      | 3        | 2     | 0        | 2    | 0    |
| 3       | 10       | 1     | 3        | 0    | 0    |
| 1       | 0        | 5     | 0        | 2    | 2    |
| 0       | 0        | 0     | 43       | 0    | 0    |
| 4       | 0        | 1     | 0        | 20   | 1    |
| 0       | 4        | 1     | 1        | 2    | 0    |

Pode-se ver na **Tabela 5** que o classificador obteve a melhor performance em relação à expressão surpresa, pois classificou corretamente todas as 43 instâncias atingindo uma taxa de acerto de 100% para esta classe. Diversamente, para a expressão medo o percentual de acerto foi de 0%.

A partir da classificação dos dados utilizando as RNAs, com o método de validação cruzada com 6 folds, foram inferidas 123 instâncias de forma precisa e 33 instâncias foram classificadas incorretamente. O classificador atingiu uma taxa de desempenho igual a 78.84%.

### 3.4 Classificação usando Redes Neurais Multilayer Perceptron com a validação com 10 folds

Neste teste foi usada a técnica de validação cruzada com 10 folds para avaliar o desempenho das RNAs. Na **Tabela 6** são apresentados os resultados obtidos no experimento computacional. Observa-se nesta tabela, que as RNAs classificaram corretamente 43 instâncias relacionadas com a expressão surpresa enquanto que para a expressão medo foi inferida apenas 1 instância, porém 3 instâncias foram confundidas como surpresa. Portanto, o percentual de acerto para a surpresa foi de 100%, e para medo foi de 12.5%. As redes apresentaram uma taxa de reconhecimento de 80.76%, pois classificaram corretamente 126 instâncias e 30 instâncias foram identificadas como falsos positivos.

**Tab.6** - Matriz de confusão obtida pelas RNAs com a técnica de validação cruzada com 10 folds.

| Alegria | Tristeza | Raiva | Surpresa | Nojo | Medo |
|---------|----------|-------|----------|------|------|
| 48      | 0        | 2     | 0        | 1    | 1    |
| 5       | 9        | 1     | 2        | 0    | 0    |
| 2       | 0        | 5     | 1        | 1    | 1    |
| 0       | 0        | 0     | 43       | 0    | 0    |
| 4       | 1        | 1     | 0        | 20   | 0    |
| 1       | 0        | 1     | 3        | 2    | 1    |

### 3.4 Desempenho geral das Abordagens

Pode-se observar, na **Tabela 7**, as taxas de acertos que as técnicas obtiveram nos testes computacionais. A melhor taxa de acerto foi apresentada pelas as RBs, que obtiveram uma taxa de reconhecimento de 91.02%, utilizando a metodologia de validação cruzada com 10 *folds*, e a pior foi obtida através das RNAs com taxa de reconhecimento de 78.84% , com a técnica de validação com 6 *folds*.

Verifica-se, na **Tabela 7**, que tanto as RBs quanto as RNAs apresentaram as melhores taxas de acertos com o método de validação cruzada com 10 *folds*. Os resultados obtidos nos testes mostram que as RBs foram mais eficientes do que as RNAs.

**Tab.7** - Taxas de acertos das abordagens.

| Técnicas | 6 folds | 10 folds |
|----------|---------|----------|
| RBs      | 89.10%  | 91.02%   |
| RNAs MLP | 78.84%  | 80.76%   |

## 4. CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo a classificação das seis expressões faciais básicas (raiva, surpresa, tristeza, nojo, medo e alegria) em função das UAs. Para alcançar este objetivo, foram utilizadas as RBs, que são modelos probabilísticos capazes de representar as relações de dependência entre as variáveis aleatórias. Também foram utilizadas as RNAs MLP, assim como o método de validação cruzada *fold*. Nos testes efetuados, as RBs com a técnica de validação com 6 e 10 *folds* obtiveram os melhores resultados, com taxas de acertos de 89.10% e 91.02%, respectivamente.

Os classificadores utilizados apresentaram percentuais de acertos de 100% para a expressão surpresa enquanto que, para a expressão medo, as RNAs com o método de validação com 6 *folds* obtiveram o pior resultado com taxa de 0%. Para a mesma expressão, as RBs com a metodologia estatística usada nas RNAs alcançaram uma taxa de 12.5%. No entanto, a expressão medo obteve a menor taxa de acerto comparada as demais expressões classificadas nos testes. Esta questão se deve ao fato da expressão medo ser confundida nos experimentos com as outras expressões, principalmente com a expressão surpresa. [29] afirma que as expressões alegria e surpresa são as mais facilmente identificadas enquanto que medo é considerado a expressão mais difícil de ser identificada, como foi possível observar neste trabalho.

As RBs obtiveram, no geral, uma média de acertos de 90.06%, enquanto que as RNAs apresentaram uma taxa média de 79.80%. Portanto, o desempenho das RBs foi superior ao das RNAs. Concluímos, a partir dos resultados, que as RBs podem ser usadas para inferir expressões faciais em sistemas computacionais.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Mehrabian, A. Communication without Words; Psychology Today. 1968, 2, 53, 56.
- [2] Booth, P. A. An introduction to Human-Computer Interaction, Lawrence Erlba- um Associates: Reino Unido, 1995.
- [3] Diniz, F. A. RedFace-Um sistema de reconhecimento de expressões faciais para apoiar um ambiente virtual de aprendizagem, Dissertação de Mestrado, Universidade do Estado do Rio Grande do Norte, Mossoró, RN, Brasil, 2013.
- [4] Suwa, M.; Sugie, N.; Fujimora, K. A preliminary note on pattern recognition of human emotional expression; International Joint Conference on Pattern Recognition, Kyoto, Japan, 1978.
- [5] Melo, S.; Fernandes, M. A. Estudo comparativo de técnicas computacionais para classificação de emoções. Anais XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), Dourados, MG, Brasil, 2014.
- [6] Dantas, A. C.; Melo, A.; Moura, F.; Fernandes, M. Reconhecimento dinâmico de emoções através de expressões faciais utilizando árvore de decisão. Anais do XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), Maceió, Al, Brasil, 2015.
- [7] Ekman, P.; Friesen, W. V. Constants across cultures in the face and emotion; Journal of Personality and Social Psychology. 1971, 17(2),124,129.
- [8] Witten, I. H.; Frank, E. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, 2. ed, Morgan Kaufmann: Estados Unidos, 2005.
- [9] Lucey, P.; Cohn, J. F.; Kanade, T.; Saragih, J.; Ambadar, Z.; The extended Cohn-Kanade dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression. In Proceedings of IEEE workshop on CVPR for Human Communicative Behavior Analysis, San Francisco, USA, 2010.
- [10] Aleksic, P. S.; Katsaggelos, A. K. Automatic facial expression recognition using facial animation parameters and multistream hmms, IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2006,1, 3,11.
- [11] Youssif, A. A. A.; Asker, W. A. A. Automatic Facial Expression Recognition System Based on Geometric and Appearance Features; Computer and Information Science. 2011, 4(2),115,124.
- [12] Sebe, N.; Cohen, I.; Gevers, T.; Huang, T. S. Multimodal approaches for emotion recognition: a survey. In Proceedings of the SPIE- The International Society for Optical and Engineering, 2005.
- [13] Darwin. C. The Expression of the Emotions in Man and Animals, John Murray: London, 1872.
- [14] Pantic, M.; Bartlett, M. S. Machine analysis of facial expressions. In K. Delac & M.Grgics (Eds), Face Recognition, Vienna, Austria, 2007.
- [15] Fasel, B.; Luetttin, J. Automatic facial expression analysis: a survey; Pattern Recognition. 2003, 36, 259, 275.
- [16] Ekman, P.; Friesen, W. Facial Action Coding System, Palo Alto: Manual Consulting Psychologists Press: Estados Unidos, 1978.
- [17] Kanade, T.; Cohn, J. F.; Tian, Y. Comprehensive database for facial expression analysis. In Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2000.
- [18] Oliveira, E. Um Sistema de Inferência de Expressões Faciais Emocionais Orientado no Modelo de Emoções Básicas, Dissertação de Mestrado, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, RS, Brasil, 2011.
- [19] Tian, Y. L.; Kanade, T.; Cohn, J. F. Capítulo 11. Facial Expression Analysis, 2005.
- [20] Tian, Y. L.; Kanade, T.; Cohn, J. Recognizing action units for facial expression analysis; IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intell. 2001, 23(2),1, 19.
- [21] [Heckerman, D. A tutorial on learning with Bayesian networks. Technical Report MSR-TR-95-06, Microsoft Research, USA, 1995.
- [22] Haykin, S. Redes Neurais: princípios e prática, 2.ed, Bookman: Porto Alegre, 2001.
- [23] Levitt, T.; Mullin, J.; Binford, T. Model Based Influence Diagrams for Machine
- [24] Vision. In Proceedings of the Fifth Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence, 1989.
- [25] Spiegelhalter, D.; Franklin, R.; Bull, K. Assessment criticism

- and improvement of imprecise subjective probabilities for a medical expert system. In Proceedings of the Fifth Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence, 1989.
- [26] Heckerman, D. Probabilistic Similarity Networks. Technical Report, STAN-CS - 1316. Departments of Computer Science and Medicine, 1990
- [27] Scutari, M.; Denis, J. B. Bayesian Networks with Examples in R, 1.ed, Chapman and Hall: Estados Unidos, 2014.
- [28] [Rumelhart, D. E.; Hinton, G. E.; Williams, R. J. Learning representations by backpropagating errors; Nature. 1986, 323, 533, 536.
- [29] [28] Zavaschi, T. H.H.; Britto, A. S.; Oliveira, L. E. S.; Koerich, A. L. Fusion of feature sets and classifiers for facial expression recognition; Expert Systems with Applications. 2013, 40 (2), 646, 655.
- [30] [Libralon, G. L. Modelagem computacional para reconhecimento de emoções baseada na análise facial, Tese de Doutorado, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, São Carlos, SP, Brasil, 2014.