

얼굴인식에서의 Small Sample Size 문제 해결을 위한 Resampling 방법

오재현, *곽노준, 최태영

아주대학교 일반대학원 전자공학과

e-mail : hyunsda@ajou.ac.kr, *nojunk@ajou.ac.kr, taeyoung@ajou.ac.kr

A Resampling Method for Small Sample Size Problems in Face Recognition

Jae Hyun Oh, *Nojun Kwak, Tae Young Choi
Dept. of Electronics Engineering, Ajou University

Abstract - LDA를 이용한 얼굴 인식에서 발생하는 small sample size 문제를 해결하기 위해서 regularization method를 주로 사용한다. 이 방법을 사용하게 되면 클래스 내 분산행렬의 특이성을 없앨 수 있지만, 클래스 내 분산행렬과 단위행렬에 α 를 곱한 값을 더하는 과정에서 α 의 값을 임의적으로 정해주어야 되고 이 값에 따라 인식률이 개선되지 않을 수 있다는 문제점이 있다. Resampling 개념을 이용하여 학습 데이터의 수를 늘리게 되면 regularization method보다 개선된 인식률을 얻을 수 있다. 또한 경험적으로 α 값을 정해 주어야 하고, α 값에 따라 인식률의 변동이 생길 수 있는 단점이 개선되는 효과를 얻을 수 있다.

1. 서 론

LDA[1]를 사용하여 얼굴인식을 수행할 때 나타나는 문제 중의 하나인 small sample size 문제[2]를 해결하기 위한 기준에 이루어진 연구 방법에서는 regularization method [3]를 통해 차원을 감소시키지 않은 상태로 클래스 내 분산행렬의 특이점을 없애는 방법을 사용한다. 본 논문에서는 영상에서 resampling 하는 방식을 이용하여 small sample size 문제의 해결방안을 제안하며 기존의 방법에 비해 얻을 수 있는 장점을 제시하고자 한다.

2. 본 론

2.1 Small Sample Size문제와 Regularization Method

LDA(Linear Discriminant Analysis)는 클래스 간의 분산행렬(between-class scatter matrix)과 클래스 내 분산행렬(within-class scatter matrix)간의 비율을 최대화 하는 방법을 통해 데이터에 대한 특징 벡터의 차원을 줄이는 방법[4]이다. 최적화된 사영(projection)을 찾기 위해 S_w (within-class scatter matrix)와 S_B (between-class scatter matrix)의 개념을 도입한다. 열벡터(column vector) x 로 이루어진 표본 집합에 대하여 S_w 와 S_B 는 아래와 같이 정의된다.

$$S_i = \sum_{x \in w_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \text{ and } \mu_i = \frac{1}{N} \sum_{x \in w_i} x$$

$$S_w = \sum_{i=1}^C S_i$$

$$S_B = \sum_{i=1}^C N_i(\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \text{ and } \mu = \frac{1}{N} \sum_{\forall x} x$$

(C : 클래스의 수, N_i : 각 클래스에 속하는 샘플의 수, N : 전체 샘플의 수, w_i : 클래스)

패턴인식 분야에서 발생하는 문제들 중 하나인 small sample size 문제는 클래스 내 분산 행렬의 특이점(singularity)에 의해 발생하게 된다. 즉, 만

약 입력샘플의 차원이 입력샘플의 수보다 크게 되면, S_w 는 singular matrix가 되어 LDA를 직접 적용할 수 없게 된다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 기존의 연구에서는 regularization method[3]를 주로 사용한다. 이 방법은 특이점 문제를 해결하기 위해 클래스 내 분산 행렬을 아래의 방법을 통해 값을 조절한다.

$$S_w \leftarrow S_w + \alpha I$$

즉 S_w 의 고유 값(eigenvalue)에 비해 매우 작은 α 와 단위행렬(identity matrix)을 곱한 값을 S_w 에 더해주는 방법이다. 이는 차원의 감소 (dimensionality reduction)가 없이 수행하는 LDA 방식이다. 이를 통해 인식률을 높이는 효과를 얻을 수 있다. 이 때 α 값을 경험적으로 정해주어야 하는 문제점이 생기게 된다.

2.2 Resampling 방법

본 논문에서는 얼굴 영상에서 resampling 하는 방식을 통해 small sample size문제를 해결하는 방법을 제안한다. 얼굴인식에서 학습을 시키기 위한 샘플의 수는 제한이 있고, 이러한 제한된 수의 샘플을 가지고 small sample size 문제를 해결하고 인식률을 높이기 위해 하나의 얼굴 영상에 대해 resampling 을 수행하여 여러 장의 얼굴 영상을 추출해냄으로써 학습을 시킬 수 있는 데이터의 양을 늘리게 된다. 그림 1은 하나의 얼굴 영상을 4장의 영상으로 resampling 을 수행하는 과정을 보여준다.

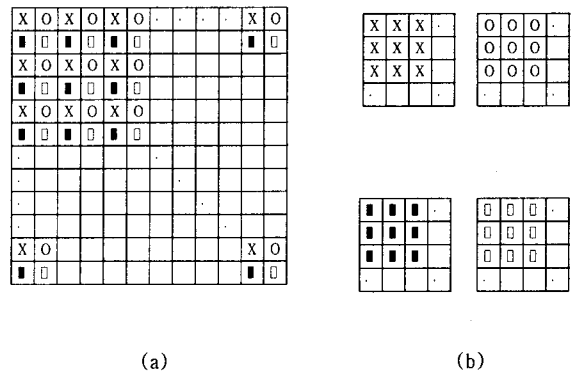


그림 1. 원 영상(a)과 인접한 4픽셀에 대해 resampling을 수행한 개념을 나타낸 그림(b).

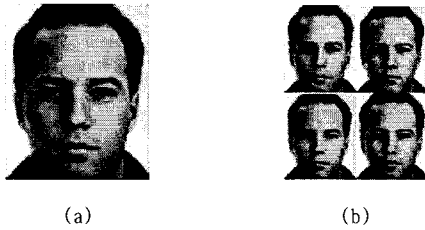


그림 2. 얼굴 영상의 원 영상(a)과 4개의 픽셀(pixel)에 대해 resampling한 결과(b)

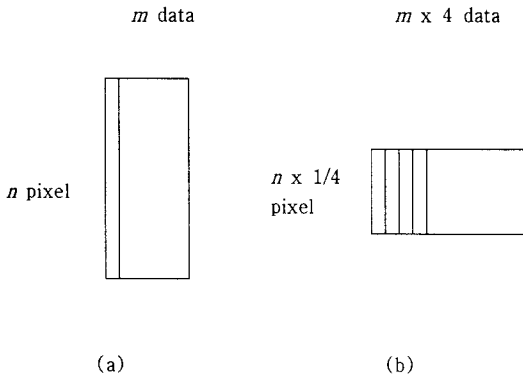


그림 3. Resampling을 통한 인식률 증가의 개념을 이해하기 위한 그림

인접한 4개의 픽셀을 각각 하나의 resampling된 영상을 만드는 데에 사용하여 얼굴 영상 하나의 크기는 줄어들지만 학습 데이터의 수를 4배로 늘리게 된다. 이와 동일한 방식으로 인접한 9개의 픽셀에 대해 resampling 방식을 수행하여 학습 데이터의 수를 9배로, 인접한 16개의 픽셀에 대해 학습 데이터의 수를 16배로 늘리는 방식을 수행할 수도 있다.

그림 2는 이러한 방식으로 수행된 얼굴 영상의 원 영상과 resampling된 결과를 나타낸 것이며, 수행한 결과 120×100으로 구성된 얼굴 영상이 60×50 얼굴 영상 4개가 나오게 된다.

주어진 얼굴 영상의 데이터가 n 장 존재하고 각 영상이 m 픽셀로 구성되어 있다고 했을 때, n 장의 얼굴 영상을 resampling 방법을 통해 수를 늘리게 되면 n 은 증가하고, m 이 줄어드는 결과를 낳게 된다. 이는 그림 3을 통해 확인할 수 있다. 이러한 방식을 사용하게 되면 입력 샘플의 차원이 입력 샘플의 수보다 크게 되어 발생하는 small sample size 문제가 해결될 수 있다.

학습데이터의 수가 적게 되면 데이터의 과대적합(Overfitting) 현상이 나타나게 되어, 전체 모집단은 가지고 있지 않고 학습 데이터 집합만 가지고 있는 특징까지도 기계학습 알고리즘이 학습을 하게 되어 인식률이 저하되는 결과를 낳게 된다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 데이터의 양을 늘리는 방식을 수행함으로써 LDA를 이용한 얼굴인식의 인식률을 향상시킬 수 있게 된다.

2.3 FERET data에 대한 인식률

FERET data[5]는 Training data, Gallery data, Probe data로 구성된다. Training data는 총 200명의 사람이 각 2장씩 총 400장의 얼굴 영상으로 구성되어 있고, Gallery data는 792장의 얼굴영상으로 구성되어 있으며, Probe data 역시 792장의 얼굴 영상으로 구성되어 있다. 각각의 영상의 크기는 120×100으로 구성되어 있다.

표 1은 FERET data에 regularization method를 적용한 후 다양한 개수의 특징을 LDA로 추출하여 인식률을 나타낸 것이다. 이 때 분류는 1-NN(one nearest neighbor)를 이용하였다. 표 1에서 α 값을 조절해 줌으로써 인식률이 높아지는 것을 볼 수 있다. α 값을 0.1로 주고 특징(feature)을 100개를 뽑았을 때 인식률이 95.83%로 regularization method를 사용하기 전에 비해 인식률이 향상되는 것을 볼 수 있다. 하지만 α 값을 0.001로 정하게 되면 인식률이 α 를 0.1로 정했을 경우보다는 낮아지는 것을 볼 수 있다. 또한 α 를 0.5로 했을 경우에는 특징을 100개로 사용했을 때 $\alpha=0.1$ 일 때 보다 95.45%로 인식률이 떨어짐을 볼 수 있다.

실험에서 보듯이 regularization method를 통해 small sample size 문제를

표 1. FERET data에 대한 regularization method를 수행한 인식률

No. of feature	LDA original	Reg $\alpha=0.5$	Reg $\alpha=0.1$	Reg $\alpha=0.01$	Reg $\alpha=0.001$
5	49.49	69.32	66.79	53.91	49.24
15	86.87	93.56	92.8	88.38	87.12
25	91.41	94.7	94.32	92.17	91.54
50	93.18	95.08	95.33	93.69	93.31
75	93.81	95.08	95.45	94.7	93.81
100	94.07	95.45	95.83	94.7	94.07

표 2. FERET data에 대한 LDA와 resampling을 수행한 인식률

No. of feature	LDA 4 sampling	LDA 9 sampling	LDA 16 sampling
5	70.33	70.33	70.2
15	93.94	93.94	92.17
25	94.7	95.71	94.57
50	95.83	95.96	96.34
75	96.21	96.59	96.34
100	96.72	96.59	96.34

해결하기 위해서는 α 값을 직접 경험적으로 지정해 주어야 한다. 이 때, α 값에 따른 인식률도 역시 변화하게 되어 안정적인 인식률을 낼 수 없다는 문제점이 발생하게 된다. 본 논문에서 제안한 resampling 방법을 사용하게 되면 이러한 문제를 개선할 수 있다. Resampling 방식에서는 근처의 몇 개의 픽셀을 기준으로 한 픽셀씩 뽑아내어 데이터를 늘리는 방식을 수행하여 데이터를 몇 배로 늘려줄 것인가를 정하는 과정에서 이를 변수(parameter)라 생각할 수 있다. 즉 근처의 4개의 픽셀에서 resampling을 수행하여 학습데이터의 양을 4배로 늘리면 변수를 4로 설정한 것인데, 이 방식을 통해 변수를 4, 9, 또는 16으로 변화를 시키며 LDA를 수행한 결과를 보면 특징의 개수를 100개를 뽑았을 때를 기준으로 보았을 때, 인식률이 각각 96.72%, 96.59% 와 96.34%로 나오게 된다. 이는 regularization method를 수행했을 때에 비해서 향상된 인식률임을 볼 수 있다.

두 방식을 비교해 보면, resampling 방식의 변수인 resampling 횟수, regularization method에서 변수인 α 를 각각 얼마로 정하는가 여부에 관하여, resampling 방식이 regularization method 방식보다 더욱 안정적이며 향상된 인식률을 얻을 수 있음을 보여 준다.

3. 결 론

LDA를 이용하여 얼굴 인식을 수행할 때 발생하는 small sample size 문제를 해결하기 위해서 기존의 regularization method를 사용하게 되면 S_w 의 특이성을 없앨 수 있게 되지만, S_w 와 α 와 난무행렬을 곱하여 더하는 과정에서 α 의 값을 임의적으로 정해줘야 되고 이 값에 따라 인식률이 개선되지 않을 수 있다는 단점이 있다. Resampling 개념을 이용하여 학습 데이터의 수를 늘리게 되면 regularization method보다 나은 인식률을 얻을 수 있으며, α 값을 임의로 정해주는 과정을 거치지 않아도 되는 개선된 결과를 얻을 수 있다.

[참 고 문 헌]

- [1] J. Yang, Y. Yu, and W. Kunz, "An efficient LDA algorithm for face recognition", Proceedings of the Sixth International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Vol.33, No.10, 2000.
- [2] L.F.Chen, H.Y.M.Liao, J.C.Lin, M.T.Ko, and G.J. Yu, "A New LDA-based Face Recognition System Which Can Solve the Small Sample Size Problem", Pattern Recognition, Vol.33, No.10, 2000.
- [3] Rui Huang, Qingshan Liu, Hanging Lu and Songde Ma, "Solving the Small Sample Size Problem of LDA", 16th International Conference on Pattern Recognition, Vol.3, pp.29-32, 2002.
- [4] 한학용, 패턴인식개론, 한빛미디어, 2005.
- [5] P. J. Phillips, H. Wechsler, J. Huang, and P. J. Rauss, "The FERET database and evaluation procedure for face recognition algorithm", Image and Vision Computing, Vol 16, No.5, pp.295-306, 1988.