Journal of Korean Institute of Intelligent Systems
Vol. 26, No. 5, October 2016, pp. 375-382
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2016.26.5.375

ISSN(Print) 1976-9172
ISSN(Online) 2288-2324

JKIIS

다차원 인접화소 간 명암차의 극좌표 기반 비선형 양자화 히스토그램에 의한 서명인식

Signatures Verification by Using Nonlinear Quantization Histogram Based on Polar Coordinate of Multidimensional Adjacent Pixel Intensity Difference

조용현†
Yong-Hyun Cho†

대구가톨릭대학교 IT공학부
School of Information Technology, Catholic University of Daegu

요 약

본 논문에서는 다차원 인접화소 간 명암차 기반 극좌표의 비선형 양자화 히스토그램을 이용한 서명인식을 제안한다. 다차원 인접화소 간 명암차는 기준화소를 중심으로 횡방향, 종방향, 대각 방향, 역대각 방향 각각의 이웃화소 간 명암차이고, 극좌표는 횡과 종 방향 및 대각과 비대각 방향 각각의 직교좌표로부터 변환된 좌표이며, 비선형 양자화 히스토그램은 반복계산 기법인 Lloyd 알고리즘에 의해 극좌표 값을 비균일 양자화한 히스토그램이다. 여기서 4방향 명암차의 극좌표 히스토그램은 대응하는 화소간의 상관성을 좀 더 많이 고려할 뿐만 아니라 히스토그램의 수를 감소시켜 계산부하를 줄이기 위함이다. 또한 비선형 양자화는 화소간의 명암변화의 속성을 더욱 더 잘 반영할 뿐만 아니라 저차원의 히스토그램 레벨을 얻기 위함이다. 제안된 기법을 256*256 픽셀의 90개(3인*30개) 서명들을 대상으로 city-block거리, Euclidean 거리, 순서값, 그리고 정규상호상관계수 각각의 정합척도에 기반 한 실험결과, 선형 양자화 기반 히스토그램에 비해 우수한 인식성능을 가지며, Euclidean 거리가 가장 우수한 정합척도임을 확인하였다.

키워드 : 명암차, 극좌표, 비선형 양자화, 서명인식, Lloyd 알고리즘, 히스토그램 정합

Abstract

In this paper, we presents a signatures verification by using the nonlinear quantization histogram of polar coordinate based on multi-dimensional adjacent pixel intensity difference. The multi-dimensional adjacent pixel intensity difference is calculated from an intensity difference between a pair of pixels in a horizontal, vertical, diagonal, and opposite diagonal directions centering around the reference pixel. The polar coordinate is converted from the rectangular coordinate by making a pair of horizontal and vertical difference, and diagonal and opposite diagonal difference, respectively. The nonlinear quantization histogram is also calculated from nonuniformly quantizing the polar coordinate value by using the Lloyd algorithm, which is the recursive method. The polar coordinate histogram of 4-directional intensity difference is applied not only for more considering the corelation between pixels but also for reducing the calculation load by decreasing the number of histogram. The nonlinear quantization is also applied not only to still more reflect an attribute of intensity variations between pixels but also to obtain the low level histogram. The proposed method has been applied to verified 90(3 persons * 30 signatures/person) images of 256*256 pixels based on a matching measures of city-block, Euclidean, ordinal value, and normalized cross-correlation coefficient. The experimental results show that the proposed method has a superior to the linear quantization histogram, and Euclidean distance is also the optimal matching measure.

Key Words : Intensity Difference, Polar Coordinate, Nonlinear Quantization, Signature Recognition, Lloyd Algorithm, Histogram Matching

Received: Sep. 29, 2016
Revised : Oct. 9, 2016
Accepted: Oct. 10, 2016
†Corresponding authors
yhcho@cu.ac.kr

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

생체인식은 신체나 행위에 있어서 개인의 고유한 특성을 이용하여 신원을 파악하는 것이다. 신체특성으로 주로 지문인식, 홍채인식, 얼굴인식이 이용되고 있으며, 행동특성으로는 음성과 서명인식이 이용되고 있다[1-6]. 신체특성을 이용하는 방법은 행동특성을 이용하는 방법에 비해 일반적으로 정확성이나 불변성은 상대적으로 높은 반면 편리성은 떨어진다. 하지만 모든 생체인식에서는 습기나 땀, 조명이나 노화, 주의 잡음, 비용 등에서 인식률이 떨어지는 제약은 내포하고 있어, 두 가지 이상의 특성을 이용하는 멀티모달 인식방법이 연구되고 있다[2].

거부감 측면에서 우수한 속성을 가지는 행동특성 기반의 서명인식은 음성인식에 비해서도 불변성이 높은 방법으로 전자패드에 직접 필기하는 방법으로 결제 등에 이용된다. 특히 수기된 서명은 개인검증에서 가장 널리 이용되는 수단으로 서명분석에 의한 검증 시 침습적인 측정이 요구되지 않으며, 일상생활에서 서명사용에 익숙해 있는 특징이 있다. 하지만 수기서명은 서명자의 신체상태와 처리조건에 의존하는 복잡한 과정이 요구된다[4-6]. 일반적으로 서명의 자동검증을 위한 과정은 크게 3개 과정으로 이루어진다[2]. 데이터 획득과 전처리, 특징추출, 그리고 분류의 과정이다. 자동검정 과정에서 먼저 등록과정은 참조를 위한 입력서명이 처리된 후 개인적인 특징을 추출하여 지식베이스에 저장하는 과정이다. 다음으로 분류과정은 시험을 위한 입력서명의 신빙성을 판단하기 위해서 추출된 특징들을 지식베이스 내의 서명정보들과 비교하는 과정이다.

서명데이터를 획득하는 방법에는 오프라인과 온라인 시스템을 이용한다. 오프라인은 서명의 정적특성만을 이용하며, 온라인은 서명의 정적특성과 동적특성 모두를 이용한다[4]. 서명에서 정적특성은 흑화소의 수나 서명의 길이와 높이 등이며, 동적특성은 사인을 하는데 소요되는 시간과 움직임의 속도 및 압력 등이다. 또한 전처리는 필터링, 잡음감소, 평활화, 분할 등의 신호처리 알고리즘을 기반으로 입력된 서명데이터의 개선을 위함이다. 한편 개선된 서명데이터로부터의 특징추출은 서명검증의 정확성을 좌우하는 가장 중요한 과정이다.

검증을 위해 이용되는 서명특징에는 기능특징과 파라미터 특징이 있다[1]. 서명의 기능특징은 서명을 한 위치, 서명의 속도 및 가속도, 서명 시 압력이나 힘, 펜 움직임의 방향, 펜의 기울기 등으로 시간함수로 표현되는 특징들이다. 파라미터 특징은 서명의 구조, 기학학적 속성, 방향, 경계선, 모양, 회백색 명암도, 패턴 스펙트럼 등의 특징요소가 벡터로 표현되는 특징들이다. 일반적으로 기능특징이 파라미터 특징보다 더 좋은 성능을 얻을 수 있으나 정합에서 더 많은 시간이 소요되는 제약이 있어 후자가 널리 이용되고 있다. 또한 파라미터 특징에서는 서명데이터의 전역특징과 국소특징을 이용하는 방법으로 나눌 수 있다[1-5]. 전역파라미터는 전체 서명과 관계되며, 서명의 전체존속시간, 펜을 들어 올리는 횟수, 컴포넌트 수, 서명의 전역방향, 수치적 변환에 의한 계수 등이 있다. 국소파라미터는 서명의 특수부분으로부터 추출된 특징들과 관계되며, 여기에는 다시 컴포넌트 지향(component-oriented) 파라미터와 픽셀지향(pixel-oriented) 파라미터가 있다. 전자는 각 컴포넌트의 레벨에서 추출되며, 획(stroke) 높이와 폭의 비, 획의 상대적인 위치, 획 방향 등이 있다. 후자는 픽셀레벨에서 추출되며, 그리드 기반 정보, 화소밀도, 그레이레벨 명암, 질감 등이 있다[1]. 또한 두 가지 파라미터들을 혼합하는 국소특징을 이용하는 방법들도 제안되었다[2]. 픽셀지향 국소파라미터의 특징을 이용하는 방법이 검증환경에 다소 강인하여 널리 이용되고 있다.

한편 추출된 특징을 기반으로 시험서명의 확실성은 등록과정에서 개발된 지식베이스에 저장된 특징들과의 정합으로 평가되는 분류를 통해 검증된다. 이러한 정합에는 템플릿(template) 정합, 통계적 정합, 구조적 정합으로 나눌 수 있다[1,5]. 템플릿 정합에는 dynamic time warping(DTW)과 변위함수 등이 있으며, 통계적 정합에는 거리기반의 척도, 신경망, hidden Markov 모델이 있고, 구조적 정합에는 structural description graph 분석과 tree 나 그래프 등의 정합법이 있다. 일반적으로 파라미터가 특징으로 이용될 경우에 통계적 정합법이 주로 이용된다. 전술한 것처럼 서명의 검증에서 추출되는 특징에 따라 검증의 확실성은 달라지며, 또한 분류과정에서도 어느 정합법이 가장 효과적인 것인지에 대한 연구는 아직도 진행 중이다.

본 논문에서는 다차원 인접화소간 명암차 기반 극좌표의 비선형 양자화 히스토그램을 이용한 서명인식을 제안한다. 다차원 인접화소간 명암차는 기준화소를 중심으로 횡방향, 종방향, 대각방향, 역대각 방향 각각의 이웃화소 간 명암차이고, 극좌표는 횡과 종 방향 및 대각과 비대각 방향 각각의 직교좌표로부터 변환된 좌표이며, 비선형 양자화 히스토그램은 반복계산 기법인 Lloyd 알고리즘[7,8]에 의해 극좌표 값을 비균일 양자화한 히스토그램이다. 여기서 4방향 명암차의 극좌표 히스토그램은 대응하는 화소간의 상관성을 좀 더 많이 고려할 뿐만 아니라 히스토그램의 수를 감소시켜 계산부하를 줄이기 위함이다. 또한 비선형 양자화는 화소간의 명암변화의 속성을 더욱 더 잘 반영할 뿐만 아니라 저차원의 히스토그램 레벨을 얻기 위함이다. 제안된 기법을 256*256 픽셀의 90개(3인*30개) 서명들을 대상으로 city-block거리, Euclidean 거리, 순서값, 그리고 정규상호상관계수 각각의 정합척도에 기반을 둔 실험결과들을 비교 검토한다.

2. 다차원 인접화소 간 명암차의 극좌표 히스토그램

서명검증을 위해서는 일반적으로 참조서명과 시험서명 상호간의 히스토그램을 이용한다. 히스토그램은 영상 내 명암도의 빈도를 나타낸 도표로 영상분류나 군집화, 특징추출 등에 널리 이용되고 있다[9,10]. 특히 영상으로 나타나는 서명의 경우 히스토그램 사이의 거리나 상관계수를 계산하여 그 유사성을 찾으며, 거리계산 방법으로 벡터나 확률함수에 기반을 둔 접근법이 있다. 벡터 접근법은 히스토그램을 고정된 차원의 벡터로 취급하는 것으로 city-block(L1-norm), Euclidean(L2-norm)의 거리가 있으며, 확률적 접근법은

히스토그램을 확률밀도함수의 경험적 판단기준으로 이용하는 것으로 Bhattacharyya 거리나 Kullback-Leibler(K-L) 거리가 있다. 한편 히스토그램 사이의 거리를 측정하는 형태에 따라서는 공칭값(nominal value), 순서값(ordinal value), 그리고 법값(modulo value)을 이용하는 측정법이 있다[9]. 먼저 공칭값의 거리는 히스토그램 내 각 레벨 사이의 일치성을 나타내는 것으로 Bhattacharyya, K-L 등의 거리 척도들이 이러한 속성을 만족한다. 또한 순서값과 법값의 거리는 레벨 사이의 절대값 차와 환(ring)을 형성한 법값으로 각각 계산된다. 대부분의 영상인식에서는 회백색 명암도와 같은 크기에 따른 순서값의 거리가 주로 이용되고 있다[9]. 하지만 이러한 방법들에서는 히스토그램 레벨의 증가에 따라 계산시간도 증가하며, 또한 레벨분포에 따라 거리측정의 정확성에 한계가 있다. 특히 각 픽셀의 명암을 레벨로 하는 히스토그램은 영상의 1차원적인 분포에 기반을 둔 방법[10]으로 두 히스토그램사이의 중첩된 영역만을 고려함으로써 정확한 유사도를 측정하는데 제약이 있다. 이러한 제약들을 해결하기 위해서 본 연구에서는 영상에서 중심픽셀을 기준으로 다방향의 이웃하는 픽셀들 간의 명암변화 정도를 고려한 새로운 히스토그램을 계산한다. 이는 영상 내 픽셀간의 관계를 더욱 더 많이 반영함으로써 영상의 특성을 더욱 더 잘 고려한 히스토그램을 얻기 위함이다.

제안된 기법은 영상 내 픽셀 간에 4개의 방향을 고려한 4차원의 명암차를 고려한 히스토그램을 이용하는 것이다. 이를 위해 먼저 2차원 행렬의 영상에서 중심픽셀을 기준으로 4방향인 x축, y축, 대각선 D축, 그리고 역대각선 ID축 각각에 위치한 픽셀들 간에 4개의 명암차를 계산한다. 여기서 서명영상의 각 픽셀에서 x축 인접픽셀간의 명암차 dIx, y축 인접픽셀간의 명암차 dIy, D축 인접픽셀간의 명암차 dID, ID축 인접픽셀간의 명암차 $dIID$는 다음 식 (1)과 같이 간단한 뺄셈과정으로 계산된다[11-13]. 즉,

$$dIx(i,j) = I(i+1,j) - I(i,j),\ \ dIy(i,j) = I(i,j+1) - I(i,j)$$
$$dID(i,j) = I(i-1,j+1) - I(i,j),\ \ dIID(i,j) = I(i+1,j+1) - I(i,j) \quad (1)$$

이다. 여기서 i와 j는 각각 영상에서 x와 y방향의 픽셀위치로, M*N 영상의 경우 $i = 1,2,\cdots,M,\quad j-1,2,\cdots,N$이다. 다음으로 식 (1)에서 계산된 4방향 명암차 각각에서 (dIx, dIy)와 $(dID, dIID)$을 쌍으로 묶은 직교좌표의 벡터로 표현한다. 그리고 2개의 벡터로 표현된 직각좌표계 각각을 거리 r과 변위방향 θ로 표현되는 극좌표로 다음 식 (2)와 같이 변환한다. 즉

$$\gamma_{x,y} = \sqrt{(dIx)^2 + (dIy)^2},\ \theta_{x,y} = \tan^{-1}\frac{dIy}{dIx}$$
$$\gamma_{D,ID} = \sqrt{(dIx)^2 + (dIy)^2},\ \theta_{D,ID} = \tan^{-1}\frac{dIy}{dIx} \quad (2)$$

이다. 여기서 $\gamma_{x,y}$와 $\theta_{x,y}$는 x축과 y축 사이의 명암차 직교좌표 (dIx, dIy)에 의한 극좌표의 거리와 변위방향이고, $\gamma_{D,ID}$와 $\theta_{D,ID}$는 D축과 ID축 사이의 명암차 직교좌표 $(dID, dIID)$에 의한 극좌표의 거리와 변위방향이다. 따라서 기존의 전통적인 히스토그램이 영상의 1방향만 고려한 1차원적 명암특성만을 가지는 반면, 4방향의 고려는 4차원적인 명암특성을 가진다. 하지만 영상에서 고려방향의 증가에 비례하여 히스토그램 생성을 위한 계산부하가 증가하는 문제가 존재한다. 결국 식 (2)와 같이 제안된 극좌표 값을 기준으로 히스토그램을 구하면 4방향에 대한 4개의 히스토그램을 2개의 히스토그램으로 줄일 수 있어 계산 부하를 감소시킬 수 있다. 또한 기준 픽셀을 중심으로 횡과 종 방향의 명암특성과 대각과 역대각 방향의 명암특성을 동시에 히스토그램 계산에 이용함으로써 서명이 가지는 특성을 더 많이 반영할 수 있어 검증성능을 개선할 수 있다.

한편 식 (2)의 극좌표에서 거리 r과 변위방향 θ가 각각 가질 수 있는 값은 그레이 영상일 경우, $0 \le r \le 255\sqrt{2}$와 $-\frac{\pi}{2} \le \theta \le \frac{\pi}{2}$이다. 여기서 거리와 변위방향의 극좌표를 계수함으로써 서명의 특징인 히스토그램이 생성된다. 하지만 단순히 거리 r만을 계수하는 히스토그램에서도 직각좌표의 레벨인 명암도 0에서 255보다 $\sqrt{2}$배 증가되어 계산이 더욱 복합해 진다. 이러한 제약을 해결하기 위해서 직교좌표의 각 명암변화의 벡터를 $r-\theta$ 극좌표계상에 나타낼 때 양자화가 요구된다. 일반적으로 영상의 특성상 dIx, dIy, dID, $dIID$의 값은 작은 값이며, 좁은 영역에 집중되어 있어 선형보다는 비선형 양자화가 효과적이다.

3. 비선형 양자화 기반 히스토그램 생성

양자화는 무한레벨을 가진 연속신호를 유한수의 레벨의 신호로 사상하는 것으로, 신호의 크기를 미리 정해진 유한한 값 중의 한 값으로 대체시키는 과정이다[7,8]. 여기에는 양자화 구간을 선형적으로 나누어 양자화를 수행하는 균일(uniform)과 비선형적으로 나누어 수행하는 비균일(nonuniform) 기법이 있다. 양자화 오차를 줄이기 위해 비균일 양자화가 널리 이용된다[8]. 따라서 비균일 양자화 기법을 서명영상의 명암차를 극좌표 레벨로 사상된 히스토그램의 계산에 이용되는 커널로 활용함으로써 레벨계산에 따른 계산부하를 줄일 수 있다.

이러한 비균일 기법으로 구현이 용이하고 계산이 빠른 Lloyd 알고리즘의 양자화가 널리 이용되고 있다[7, 8]. Lloyd 알고리즘은 Voronoi 반복법 또는 이완(relaxation)법으로 알려진 알고리즘으로 지정된 정확도에 이를 때까지 입력데이터에 대해 양자화 레벨과 간격을 변화시키는 반복기법이다. Lloyd 알고리즘은 랜덤 또는

경험적으로 나눈 k개의 집합으로 입력데이터를 나누어 시작한 후, 양자화와 중앙값 계산의 두 과정을 주어진 종료조건이 만족될 때까지 반복한다. 여기서 양자화 과정은 거리함수를 이용하여 가장 가까운 중앙값을 중심으로 각 데이터 값을 모음으로써 새로운 분할을 구성하는 단계이다. 또한 중앙값 계산 과정은 각 분할 내 데이터 값을 평균하여 각 집합의 평균값이나 중앙값을 계산하는 과정이다. 이때 종료조건은 주로 Euclidean 거리를 이용한다.

결국 명암차에 의해 계산된 거리 r을 대상으로 Lloyd 알고리즘에 의한 M개의 레벨을 가지는 양자화를 수행하는 과정을 정리하면 다음과 같다. 즉,

단계 1 : 거리의 확률밀도함수(probability density function : pdf)를 계산한다.

단계 2 : pdf를 M개의 구간으로 나눈다.

단계 3 : 각 구간의 중앙값 $t_m = (r_{m+1} - r_m)/2,\ m = 1,2,\cdots,M$을 계산한다.

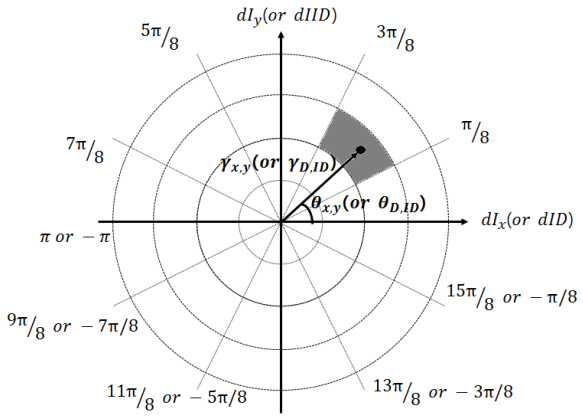
단계 4 : 각 구간에서의 평균자승오차(mean squared error) MSE_m을 계산한다. 이때 r_m은 MSE_m을 최소화하도록 계산한다.

단계 5 : 전체 평균자승오차 $MSE = \sum_m MSE_m$을 계산하여 더 이상 감소하지 않을 때까지 단계 3과 단계 4를 번복한다.

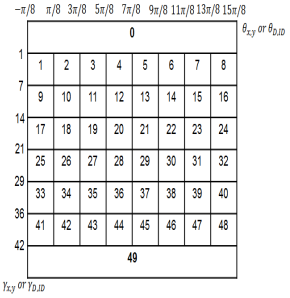
여기서 pdf는 거리 r의 분포이며, r과 r_m은 각각 거리값과 구간 m에서의 대표 거리값이고, MSE_m는 구간 m에서의 평균자승오차로 $MSE_m = \sum (r - r_m)^2 p$이며, p는 r의 발생확률이다. 이렇게 얻어지는 구간의 대표 거리값을 히스토그램의 양자화 레벨로 이용한다.

신호의 차원을 감소시키는 압축에서 양자화는 손실압축 기법으로 가시적 차이나 엔트로피의 감소 없이 정보의 일부분을 제거할 수 있다. Lloyd 알고리즘의 양자화는 정보의 중요한 영역에 적응적으로 대응하는 우수한 양자화 기법이다. 따라서 서명영상의 히스토그램 계산에 Lloyd 알고리즘의 양자화를 적용하면 레벨의 계산의 부하를 줄일 수 있다.

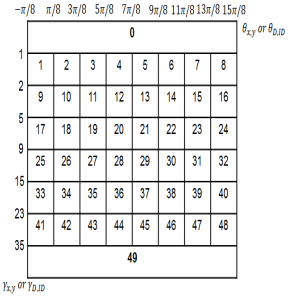
그림 1은 거리와 변위방향의 평면에서 극좌표상의 양자화 표를 보여준 것이다. 그림 1(a)는 8개의 구간으로 나눈 균일하게 선형 양자화된 변위방향 θ와 임의의 구간으로 양자화된 거리 r을 함께 나타낸 것이다[11]. 그림 1(b)와 그림 1(c)는 각각 8구간으로 균일하게 양자화된 변위방향에 대해, 8개의 거리구간으로 미리 설정된 일정한 값의 선형양자화와 Lloyd 알고리즘으로 임의 값의 비선형 양자화를 보여 준 것이다. 여기에서 0에서 49까지의 값은 각각 양자화된 참조값으로 히스토그램의 레벨이 된다. 특히 거리와 변위방향을 각각 8개 구간으로 나눌 경우 전체 64개의 참조값인 레벨이 계산된다. 하지만 그림 1(b), (c)에서 보듯이 거리의 크기가 0과 49는 8개의 변위방향에 무관하게 하나가 되어 14개의 참조값이 감소되어 총 레벨 수는 50개가 된다.



(a) Quantization levels of 4 distances γ and 8 variation angles θ



(b) Linear quantization



(c) Nonlinear quantization

그림 1. 8 거리구간에 대한 극좌표상의 양자화표 ($\gamma - \theta$평면)

Fig. 1. Quantization table to 8 distances in polar coordinate($\gamma - \theta$ *plane*).

한편 구해진 히스토그램을 바탕으로 서명검증을 위해서는 전술한 비선형 양자화에 기반을 둔 히스토그램 사이의 정합을 통해서 이루어진다. 즉 지식베이스 내에 저장된 비선형 양자화된 극좌표 참조서명 히스토그램과 시험서명 히스토그램 사이의 유사성에 의한 정합을 이용한다.

참조서명 R과 시험서명 T 각각의 히스토그램을 b차원의 벡터로 가정할 때, 정합척도로 2개 히스토그램 $H(R)$와 $H(T)$사이의 거리 $D(H(R), H(T))$로 표준벡터 norm을 이용한다[9]. 먼저 L1-norm인 city-block 거리 $D_{cbd}(H(R), H(T))$은 식 (3)과 같다.

$$D_{cbd}(H(R), H(T)) = \sum_{i=0}^{b-1} |H_i(R) - H_i(T)| \quad (3)$$

또한 L2-norm인 Euclidean 거리 $D_{cbd}(H(R), H(T))$는 식 (4)와 같다.

$$D_{Eud}(H(R),H(T)) = \sqrt{\sum_{i=0}^{b-1}(H_i(R) - H_i(T))^2} \quad (4)$$

순서값의 측정법은 레벨 사이의 상관성으로 뒤섞임 불변의 속성이 없으며, 히스토그램 사이의 거리 $D_{cbd}(H(R),H(T))$는 식 (5)와 같다.

$$D_{ord}(H(R),H(T)) = \sum_{i=0}^{b-1}|\sum_{j=0}^{i}(H_j(R) - H_j(T)) \quad (5)$$

식 (5)는 각 명암도 레벨을 위한 차의 사전합의 절대치 합으로 계산되며 3단계로 수행된다. 첫 단계에서는 각 레벨에 대한 차를 구하고, 다음 단계에서는 각 레벨에 대한 차의 사전 합을 계산하며, 마지막 단계에서는 사전합의 절대치를 더한다.

한편 서명간의 정합을 위해서는 거리뿐만 아니라 상관성도 이용된다. 상관성의 경우 어떤 사전지식을 요구하지 않아 공정 감시, 센싱, 공정모델추정, 인식이나 비전분야에 주로 이용되고 있다. 상관성을 측정하기 위한 유사성 계수로 정규상호상관(normalized cross-correlation : NCC)계수가 제안되었다[6]. NCC는 두 개의 대상 신호사이의 상관성을 평가하기 위한 척도로 가장 널리 이용되고 있다. 특히 NCC는 -1에서 1사이의 값을 가져 검출이나 판정을 위한 문턱치의 설정이 기존의 상호상관보다 훨씬 용이하다. 따라서 b 차원의 레벨을 가지는 학습서명 R과 시험서명 T 각각의 다음의 NCC는 식 (6)과 같다.

$$Ncc(H(R),H(T)) = \frac{\sum_{i=0}^{b-1}(H(R) - \overline{H_R})(H(T) - \overline{H_T})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{b-1}(H(R) - \overline{H_R})^2 \sum_{i=0}^{b-1}(H(T) - \overline{H_T})^2}} \quad (6)$$

여기서 $\overline{H_R}$과 $\overline{H_T}$는 각각 $\overline{H(R)}$과 $\overline{H(T)}$의 평균값으로 한 번에 계산된다.

따라서 제안된 4방향 인접픽셀 간 명암차의 극좌표계 기반 비선형 양자화 히스토그램에 의한 서명인식을 과정을 도시하면 그림 2와 같다. 그림 2에서 보면 먼저 참조서명의 경우 4방향 인접픽셀간의 명암차를 구하고, 종과 횡 방향 및 대각과 비대각 방향 명암차에 대한 직각좌표계를 거리와 변위방향의 극좌표계로 변환한 다음, 변위방향은 선형양자화로 거리는 Lloyd 알고리즘에 의한 비선형 양자화의 히스토그램을 생성하여 저장한다. 시험서명이 입력되면 동일한 과정을 거쳐 히스토그램을 생성한 후, city-block이나 Euclidean 거리 및 순서값과 NCC를 구해 정합시킴으로써 검증을 수행한다. 이렇게 하면 서명의 특성을 더욱 더 잘 반영할 수 있을 뿐만 아니라 계산 부하를 줄일 수 있다.

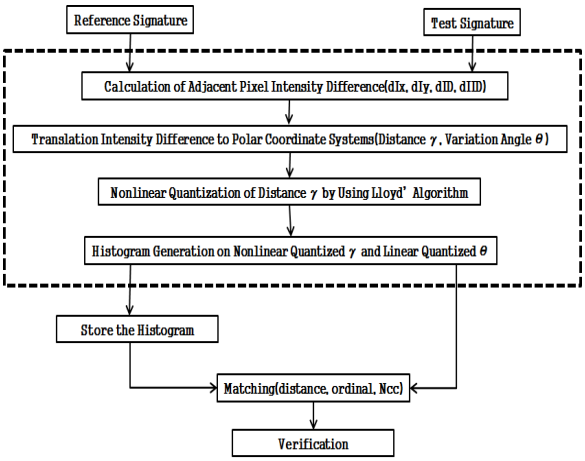


그림 2. 제안된 서명검증 과정
Fig. 2. Proposed signatures verification process.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

4방향 픽셀간의 명암차 기반 극좌표 값의 비선형 양자화 히스토그램을 이용한 제안된 기법의 타당성과 성능을 평가하기 위하여 3명의 90개(3명*30개) 서명을 대상으로 실험하였다. 실험은 8비트 256*256 픽셀 크기의 그레이 서명영상으로 수행하였다. 정합을 위한 척도로 city-block 거리, Euclidean 거리, 순서값, 정규상호상관계수를 이용하였다. 서명검증의 실험환경은 펜티엄 IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다.

그림 3은 실험에 이용된 90 서명영상 중에서 12개의 서명만을 나타낸 것이다. 그림 3(a)는 3인의 참조서명이고, 그림 3(b)는 각각 실험에 이용된 시험서명 중 3개만을 나타낸 것이다. 시험서명의 경우, 서명이 기울어지거나 반전되었으며, 모양이 다른 것들로 기학적 차이가 매우 심함을 알 수 있다.

(a) Reference signatures

(b) Test signatures

그림 3. 서명영상의 예
Fig. 3. Example of Signature images.

그림 4는 변위방향의 구간을 8로 고정하고 거리 구간만을 5, 8, 11, 13, 그리고 15로 설정하였을 때, 선형 양자화와 비선형 양자화에 의한 히스토그램 레벨로 각각 구해진 서명의 검증성능을 나타낸 것이다. 여기서 정합을 위한 척도로 가장 우수한 성능을 가지는 Euclidean 거리를 이용하였다. 5가지 구간에 대한 참조값인 레벨은 각각 구간 5는 0부터 25까지의 26개, 구간 8은 0부터 49까지의 50개, 구간 11은 0부터 69까지의 74개, 구간 13은 0부터 89까지의 90개, 그리고 구간 15는 0부터 105까지의 106개이다. 그림 4에서 최대성능은 구간이 11일 때로 선형 양자화는 0.83이고 비선형 양자화는 0.92의 검증율을 각각 보인다. 또한 최저성능은 구간 5로 선형과 비선형 양자화 각각에서 0.52와 0.63이다. 그러므로 거리구간에 따라 검증율은 최대 약 1.77배 정도와 최소 약 1.11배 정도 개선됨을 알 수 있다. 그림 4에서 거리구간의 증가에 따라 검증율도 증가하나 어느 구간에서부터는 오히려 감소함을 보여준다. 이는 서명영상에서 이웃 픽셀간이 명암차가 상대적으로 크지 않으며, 명암차가 어느 특정값 사이에 집중되어 있음을 보여주는 것이다. 한편 5가지 구간 전체에 대한 평균 검증율을 보면, 일정한 간격의 레벨을 가지는 선형양자화와 Lloyd 알고리즘에 의한 비선형 양자화는 각각 0.73과 0.84로 제안된 비선형 양자화 히스토그램 기반 결과가 약 1.15배 정도 우수한 성능이 있음을 알 수 있다. 이는 인접 픽셀간의 명암차가 비선형적으로 변함을 반영할 뿐만 아니라 극좌표계로 표현되는 거리 r의 확률밀도도 함께 고려되어 참조값이 설정되기 때문이다.

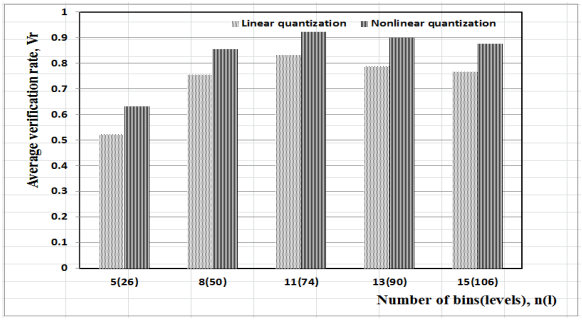


그림 4. 거리구간만의 변화에 따른 평균 검증율
(변위방향 구간 = 8)
Fig. 4. Average verification rate by changing only distance bin(variation angle bin = 8).

그림 5는 거리와 변위방향의 구간 각각을 5, 8, 11, 그리고 15의 4가지로 변화하였을 때, 선형 양자화와 비선형 양자화의 히스토그램 레벨로 각각 구해진 서명검증 성능을 나타낸 것이다. 여기서도 정합을 위한 척도로는 Euclidean 거리를 이용하였다. 4가지 구간 각각에 대한 참조값인 레벨은 구간 5는 0부터 16까지의 17개, 구간 8은 0부터 49까지의 50개, 구간 11은 0부터 100까지의 101개, 그리고 구간 15는 0부터 196까지의 197개이다. 그림 4에서도 전체적으로 선형양자화의 평균 검증율은 0.75이고, 비선형 양자화는 0.84로 제안된 양자화 히스토그램 기반 결과가 약 1.13배 정도 우수한 성능이 있음을 알 수 있다. 또한 그림 3의 변위방향 구간을 8로 고정한 상태에서 동일 거리구간의 결과는 평균적으로 선형 양자화에서는 0.72이고 비선형 양자화에서는 0.82이다. 변위방향과 구간을 동시에 변화시킨 결과가 단순히 거리만을 변화시킨 결과에 비해, 선형 양자화는 약 1.04배, 비선형 양자화는 약 1.02배 정도 개선됨을 알 수 있다. 따라서 4방향의 인접픽셀 간 명암차의 극좌표 기반 비선형 양자화의 히스토그램을 이용한 서명검증이 가장 우수한 성능이 있음을 알 수 있다. 여기서도 구간 11에서 최대성능을 가지며, 선형 양자화는 0.89이고 비선형 양자화는 0.94로 후자가 약 1.07배 정도 개선되었다. 또한 4가지 전체에 대해서도 최대성능은 0.94이고 최소성능은 0.54로 약 1.74배 정도 개선되었다. 한편 참조서명과 시험서명을 대상으로 제안된 4방향 이웃픽셀 간 명암차의 극좌표 비선형 양자화 기반 히스토그램 생성 및 정합까지의 전체 검증과정의 CPU 시간은, 실험에서 4가지(5, 8, 11, 15) 구간에 대해 평균적으로 각각 약 6.08초, 약 16.54초, 약 21.97초, 약 26.43초가 소요되었다. 본 연구에서는 구간이 11일 때가 검증율과 계산시간에서 가장 우수한 결과를 보인다. 하지만 구간의 증가에 따라 검증율은 증가하나 정합을 위한 특징인 히스토그램의 생성시간이 증가되어 계산부하가 높아지며, 어느 구간이 가장 이상적인지는 문제에 의존하여 이에 대한 연구는 추가적으로 이루어져야 할 것이다.

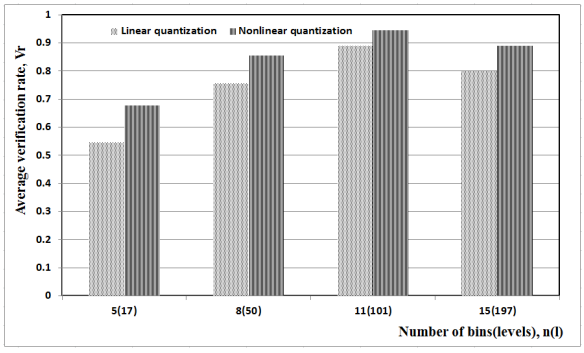


그림 5. 거리와 변위방향 구간의 동시 변화에 따른 평균 검증율
Fig. 5. Average verification rate by changing bin of both distance and variation angle

표 1은 변위방향과 거리 각각의 구간을 11로 설정한 제안된 방법의 비선형 양자화 기반 히스토그램에 의해, 3개의 참조서명 각각에 대하여 동일인과 이방인의 8개 서명을 대상으로 정합척도별 검증결과를 나타낸 것이다. 여기서 히스토그램의 비교척도로는 city-block과 Euclidean 거리, 순서값과 유사성 계수로 정규상호상관계수 Ncc를 이용하였다. 표 1에서 참조서명 RS-10에 대해 동일인 서명과 이방인 서명 각각의 평균거리를 살펴보면, city-block은 5.39와 13.68, Euclidean은 4.01과 27.30, 순서값은 8.18과 28.70이고, 그리고

표 1. 변위와 거리 구간이 각각 11일 때 정합척도별 검증결과
Table 1. Verification results according to matching measures in 11 blocks of both variation angle and distance

Reference Sig.	Test Sig.	City-block($\times 10^3$)			Euclidean($\times 10^6$)			Ordinal($\times 10^4$)			Ncc		
		xy-Polar	DID-Polar	Total	xy-Polar	DID-Polar	Total	xy-Polar	DID-Polar	Total	xy-Polar	DID-Polar	Total
RS-10	TS-10	3.28	5.63	4.30	1.62	2.38	1.96	3.24	5.24	4.12	1.0000	0.9998	0.9999
	TS-11	4.31	6.70	5.37	2.90	4.19	3.49	13.34	22.76	17.42	0.9999	0.9991	0.9995
	TS-12	4.91	7.33	5.99	3.22	4.16	3.86	5.99	3.67	4.69	0.9999	0.9998	0.9999
	TS-13	4.88	7.15	5.91	5.20	8.65	6.71	8.77	4.82	6.50	0.9999	0.9998	0.9999
	RP-20	9.48	12.68	10.96	12.67	13.83	13.23	15.84	26.03	20.31	0.9999	0.9993	0.9996
	TS-22	15.81	17.66	16.71	47.81	41.41	44.49	33.22	44.16	38.30	0.9996	0.9984	0.9990
	RP-30	12.52	14.53	13.49	28.55	23.91	26.13	23.06	32.62	27.43	0.9998	0.9992	0.9995
	TS-33	12.66	14.52	13.56	28.07	22.88	25.34	23.43	35.34	28.77	0.9998	0.9988	0.9993
RS-20	TS-20	5.63	6.80	6.18	6.31	5.22	5.74	11.80	11.00	11.39	1.0000	0.9999	0.9999
	TS-21	4.62	6.73	5.58	5.43	10.04	7.38	14.33	24.58	18.77	0.9999	0.9991	0.9995
	TS-22	13.69	15.71	14.67	45.46	57.86	51.29	33.44	49.90	40.85	0.9995	0.9968	0.9982
	TS-24	2.61	4.46	3.41	0.48	2.72	1.15	3.70	12.61	6.83	1.0000	0.9995	0.9997
	TS-11	8.07	8.89	8.47	4.46	4.45	4.45	12.44	17.03	14.56	0.9999	0.9995	0.9997
	TS-13	9.38	9.38	9.38	6.64	5.24	5.90	14.36	15.30	14.83	0.9999	0.9998	0.9998
	RP-30	5.40	6.87	6.09	4.18	6.71	5.30	8.75	17.57	12.40	0.9998	0.9996	0.9997
	TS-33	5.45	6.74	6.06	4.02	5.41	4.66	9.23	18.39	13.03	0.9996	0.9994	0.9995
RS-30	TS-31	9.22	8.70	8.96	21.08	12.69	16.35	22.56	15.27	18.56	0.9998	0.9999	0.9999
	TS-32	6.36	6.56	6.46	9.68	5.57	7.34	15.69	11.43	13.39	0.9999	0.9999	0.9999
	TS-33	1.30	3.82	2.23	9.68	5.57	7.34	15.70	11.42	13.39	1.0000	0.9994	0.9997
	TS-34	8.89	9.31	9.10	18.72	15.00	16.76	19.21	18.19	18.69	0.9999	0.9999	0.9999
	TS-10	14.15	12.87	13.50	43.75	26.05	33.76	25.47	22.51	23.94	0.9998	0.9999	0.9998
	TS-11	11.22	11.98	11.59	13.28	8.33	10.52	18.08	22.08	19.98	0.9998	0.9991	0.9995
	TS-20	9.21	10.02	9.61	20.13	11.55	15.25	18.71	17.29	17.98	0.9999	0.9997	0.9998
	TS-24	4.31	5.59	4.91	1.25	4.41	2.34	7.20	10.32	8.62	0.9999	0.9991	0.9995

유사도로 평균 Ncc는 0.9998과 0.9994이다. 또한 참조서명 RS-20에 대해서도 city-block은 7.46와 7.50, Euclidean은 16.39과 5.08, 순서값은 19.46과 13.71이고, 그리고 유사도로 평균 Ncc는 0.9993과 0.9997이다. 마지막으로 참조서명 RS-30에 대해서도 city-block은 6.43와 6.69, Euclidean은 16.35과 18.55, 순서값은 18.56과 16.01이고, 그리고 유사도로 평균 Ncc는 0.9999과 0.9998이다. 따라서 24개의 시험서명에 대한 정합척도별 검증결과를 보면 Euclidean 거리가 다른 3가지 척도에 비해 동일인 서명과 이방인 서명 사이에 가장 큰 차이가 있음을 알 수 있다. 또한 동일인 서명과 이방인의 서명을 잘 정합시킬 수 있음을 알 수 있다. 하지만 3개의 참조서명 중 RS-20에서 시험서명 TS-22의 경우는 상대적으로 4가지 정합척도 모두에 대해서 매우 큰 값을 가져, 이는 오히려 참조서명과 동일인의 서명임에도 이방인의 서명보다 더욱 더 큰 차이를 나타냄을 알 수 있다. 이는 참조서명에 비해 크기와 기울기 및 모양이 다른 시험서명에 비해 상대적으로 크게 다르기 때문에 검증이 불가능함을 보여준 것이다. 그러나 참조서명 RS-20에 대해서도 동일인 서명 TS-22와 이방인 서명 중 가장 큰 거리를 가지는 TS-11을 각각 제외한 나머지 시험서명과는 평균거리로 city-block은 4.08과 7.01, Euclidean은 4.73과 5.00, 순서값은 12.33과 13.32이고, 그리고 유사도로 평균 Ncc는 0.9997과 0.9996이다. 여기서도 다른 참조서명에 대한 시험서명의 검증과 동일한 결과특성을 보여준다. 한편 참조서명 RS-10의 경우는 전체 정합척도에서 x-와 y-방향의 극좌표가 D-와 ID-방향의 극좌표에 비해 상대적으로 큰 값을 가지며, 반면에 RS-30의 경우는 그 반대의 값을 가지는 경우가 많음을 알 수 있다. 이는 RS-10 서명은 종과 횡으로 늘어진 서명이고, RS-30은 종과 횡이 상대적으로 길이의 차이가 적은 속성을 나타낸 것이다. 따라서 제안된 서명인식 방법은 서명의 속성을 잘 반영하며, Euclidean 거리가 가장 우수한 정합척도임을 알 수 있다.

이상의 실험결과에서 제안된 4방향의 인접 픽셀 간 명암차를 극좌표로 표현한 후, 비선형 양자화 기반 히스토그램을 이용하면 우수한 서명검증 성능이 있음을 확인하였다. 특히 검증을 위한 정합척도로는 Euclidean 거리를 이용하며, 양자화 구간은 11로 설정하는 것이 가장 우수한 분류속성이 있음을 알 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 다차원 인접화소간 명암차의 극좌표계 기반

비선형 양자화 히스토그램을 이용한 서명인식을 제안한다. 다차원 인접화소간 명암차는 기준화소를 중심으로 횡방향, 종방향, 대각방향, 역대각 방향 각각의 이웃화소 간 명암차이고, 극좌표계는 횡과 종 방향 및 대각과 비대각 방향 각각의 직교좌표계로부터 변환된 좌표계이며, 비선형 양자화는 반복계산 기법인 Lloyd 알고리즘에 의한 비균일 양자화 기법이다. 여기서 4방향 명암차의 극좌표 히스토그램은 대응하는 화소간의 상관성을 좀 더 많이 고려할 뿐만 아니라 히스토그램의 수를 감소시켜 계산부하를 줄이기 위함이다. 또한 비선형 양자화는 화소간의 명암변화의 속성을 더욱 더 잘 반영할 뿐만 아니라 저차원의 히스토그램 레벨을 얻기 위함이다.

제안된기법을 256*256 픽셀의 90개(3인*30개) 서명들을 대상으로 city-block거리, Euclidean 거리, 순서값, 그리고 정규상호상관계수 각각의 정합척도에 기반 한 실험결과, 균일 양자화 기반 히스토그램에 비해 우수한 인식성능을 가지며, Euclidean 거리가 가장 우수한 정합척도임을 확인하였다.

향후 제안된 기법을 좀 더 규모가 크고 다양한 영상을 대상으로 한 적용연구가 이루어져야 할 것이다.

References

[1] D. Impedovo and G. Pirlo, "Automatic Signature Verification : The State of the Art," *IEEE. Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, Vol. 38, No. 5, pp. 609-928, Sept. 2008.

[2] A. A Kholmatov, "Biometric Identity Verification Using On-line & Off-line Signature Verification", *Master of Science Thesis*, Sabanci University, Spring 2003.

[3] B. A. Kovari, Models and Algorithms in Off-line, Feature-based, Handwritten Signature Verification, Budapest Univ. of Tech. and Economics, PhD Thesis, 2013.

[4] M. Vasta, R. Singh, P. Mitra, and A. Noore, "Signature Verification Using Static and Dynamic Features," *ICONIP 2004, LNCS 3316*, pp. 350-355, Nov. 2004.

[5] A. P. Shanker and A. N. Rajagopalan, "Off-line Signature Verification Using DTW," *Pattern Recognition Letters*, No. 28, pp. 1407-1414, Sept. 2007.

[6] Y. H. Cho, "An Efficient Signature Recognition Based on Histogram Using Statistical Characteristics," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 20, No. 5, pp. 701-709, Oct. 2010.

[7] S. Lloyd, "Least Squares Quantization in PCM," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 28, No. 2, pp. 129-137, Mar. 1982.

[8] [8] M. Mayer, Quantization of Images and Lloyd 'Algorithm, Vienna Univ. of Tech., *Bachelor Thesis*, Sept. 2010.

[9] S. H. Cha and S. N. Srihari, "On Measuring the Distance between Histograms," *Pattern Recognition Letters*, No. 35, pp. 1355-1370, Sept. 2002.

[10] F. Serratosa and A. Sanfeliu, "A Fast Distance Between Histograms," *10th Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, LNCS 3316*, pp. 1027-1035, Nov. 2005.

[11] F. Lee, K. Kotani, Q. Chen, and T. Ohmi, "Face Recognition Algorithm Using Adjacent Pixel Intensity Difference Quantization Histogram," *International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 9, No. 8, pp. 147-154, Aug. 2009.

[12] Y. H. Cho, "Image Recognition Based on Nonlinear Equalization and Multidimensional Intensity Variation," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 24, No. 5, pp. 504-511, Oct. 2014.

[13] Y. H. Cho, "Image A Texture Classification Based on LBP by Using Intensity Differences between Pixels Variation," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 25, No. 5, pp. 483-488, Oct. 2015.

저 자 소 개

조용현(Yong-Hyun Cho)

1979년 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
1981년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
1993년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
1983년~1984년 : 삼성전자(주)
1984년~1987년 : 한국전자통신연구원
1987년~1997년 : 영남이공대학 전자과 교수
1997년~현재 : 대구가톨릭대학교 IT공학부 교수

관심분야 : 신경회로망, 영상신호처리 및 인식, 상황인식, 전전자교환기 등
Phone : +82-53-850-2747
E-mail : yhcho@cu.ac.kr