

얼굴 인식에서 **LBP**의 정확도에 대한 분석적 검토

요약

이 보고서는 얼굴 인식 분야에서 지역 이진 패턴(**LBP**)의 성능을 종합적으로 검토한다. **LBP**는 계산 효율성이 높고 견고한 특징 기술자로서, 특히 지역 텍스처 분석에 효과적이며 단조로운 조명 변화에 상대적으로 불변하다는 점을 강조한다. **LBP**는 통제된 환경에서 상당한 정확도를 보였고 자원 제약이 있는 응용 분야에 적합하지만, 포즈, 표정, 가려짐 등 복잡하고 통제되지 않은 실제 시나리오에서는 최신 딥러닝 접근 방식에 비해 성능이 떨어지는 경우가 많다. 이 요약은 **LBP** 변형 및 하이브리드 접근 방식에 따라 정확도 수치가 다양하다는 점도 다룬다.

1. 얼굴 인식 및 지역 이진 패턴(**LBP**) 소개

1.1. 얼굴 인식 시스템 및 구성 요소 개요

얼굴 인식 시스템은 디지털 이미지나 비디오 프레임에서 얼굴 특징을 분석하여 개인을 식별하거나 인증하는 생체 인식 기술이다.¹ 이러한 시스템은 일반적으로 얼굴 표현(얼굴 모델링), 특징 추출(고유한 속성 식별), 분류(추출된 특징을 데이터베이스와 비교)의 세 가지 주요 단계를 포함한다.³ 목표는 데이터베이스에서 가장 높은 일치 점수를 가진 얼굴 이미지의 신원을 출력하는 것이다.³ 얼굴 인식은 보안 시스템 및 접근 제어부터 개인 식별 및 인간-컴퓨터 상호 작용에 이르기까지 광범위한 응용 분야로 인해 상당한 주목을 받아왔다.¹ 그러나 통제되지 않은 환경에서 다양한 "방해 요인"으로 인해 높은 정확도를 달성하는 것은 여전히 어려운 과제이다.²

1.2. LBP의 기본 개념 및 작동 원리

지역 이진 패턴(LBP)은 1996년 Ojala 등이 도입한 특징 추출 방법으로, 디지털 이미지의 텍스처와 모양을 설명하기 위해 고안되었다.³ 이는 각 픽셀 주변의 지역 이미지 텍스처를 특성화하여 픽셀 강도 비교를 기반으로 이진 코드를 생성함으로써 작동한다.⁴

- **원본 LBP 연산자:** 이 연산자는 중앙 픽셀의 8개 직접 이웃과 함께 작동한다. 중앙 픽셀의 회색 값은 임계값 역할을 한다. 이웃 픽셀의 회색 값이 중앙 픽셀보다 크거나 같으면 '1'이 할당되고, 그렇지 않으면 '0'이 할당된다. 이 8개의 이진 값은 중앙 픽셀의 LBP 코드를 형성하기 위해 연결된다.³
- **확장 LBP 연산자(원형 이웃 집합):** 다양한 이웃 크기를 수용하기 위해 LBP 연산자는 확장되었다. 고정된 직접 이웃 대신 중앙 픽셀 주위에 반지름 R을 가진 원이 정의되고, 그 가장자리에 P개의 샘플링 지점이 취해진다. 픽셀 중심에 정확히 떨어지지 않는 지점의 회색 값을 얻기 위해 이중 선형 보간법이 사용된다.³ 이를 통해 보다 유연하고 상세한 텍스처 설명이 가능하다.
- **균일 지역 이진 패턴(LBPu2):** 중요한 개선 사항인 LBPu2는 비트 전환이 최대 두 개인 경우(0-1 또는 1-0) 패턴을 "균일"하다고 분류한다. 이는 가능한 패턴의 수를 크게 줄여 메모리 절약 및 계산 효율성을 향상시킨다.⁴ 특히 LBPu2는 점, 선 끝, 가장자리, 모서리와 같은 기본적인 지역 텍스처를 효과적으로 감지한다.⁴

LBP의 지역 텍스처 설명에 대한 설계는 특정 변화에 대한 견고성에 기여한다. LBP는 본질적으로 중앙 픽셀과 그 주변 이웃의 강도를 비교하여 작동하며³, 이는 지역 미세 패턴 또는 텍스처를 설명하는 이진 코드를 생성한다. 이미지의 전체 조명이 변할 때(예: 장면이 균일하게 밝아지거나 어두워질 때), 절대적인 픽셀 값은 변하지만, 중앙 픽셀과 그 이웃 간의 상대적인 강도 차이는 종종 보존된다. LBP는 절대적인 강도 값보다는 이러한 상대적인 차이(임계값 설정)에 의존하기 때문에, 결과적으로 생성되는 이진 패턴(LBP 코드)은 단조로운(균일한) 회색조 변환에 불변하는 경향이 있다.¹⁰ 이는 얼굴 이미지가 다르지만 일관된 조명 조건에서 캡처되더라도 추출된 LBP 특징이 대체로 동일하게 유지되어 인식 시스템이 이러한 변화에 더 견고하다는 것을 의미한다. 이러한 견고성은 LBP의 지역적이고 차등적인 특성의 직접적인 결과이다.

표 1: LBP 연산자 변형

연산자 유형	설명	주요 특성/장점
원본 LBP 연산자	중앙 픽셀과 8개 직접 이웃의 회색 값 비교	단순성, 기본 지역 텍스처 묘사 ³
확장 LBP 연산자 (P, R)	중앙 픽셀 주변에 반지름 R을 가진 원형 이웃에서 P개 샘플링	다양한 이웃 크기 및 형태 수용, 보다 상세한 텍스처 설명 ³

	지점 사용, 보간법 적용	
균일 LBP (LBPu2)	비트 전환이 최대 두 개인 패턴만 포함; 비균일 패턴은 단일 빈에 매핑	메모리 절약, 계산 효율성 향상, 점, 선 끝, 가장자리, 모서리 등 중요한 지역 텍스처 감지 ⁴

2. 얼굴 인식에서 LBP 기반 특징 추출

2.1. 얼굴 표현을 위한 지역 분할 및 히스토그램 연결

얼굴 인식에서 LBP의 효과적인 적용을 위해, 얼굴 이미지는 먼저 여러 개의 작은 지역(예: 8x8 그리드)으로 분할된다.³ 각 지역에 대해 LBP 히스토그램이 개별적으로 구성되며, 각 빈은 가능한 LBP 패턴(레이블)을 나타내고 해당 지역에서 발생하는 횟수를 포함한다. 모든 비균일 패턴(두 개 이상의 전환을 가진)은 단일 레이블로 할당된다.⁴ 그 후, 이러한 지역 히스토그램들은 하나의 큰 히스토그램으로 연결되어 전체 이미지에 대한 특징 벡터를 형성한다.³ 이 특징 벡터는 픽셀 수준(레이블), 작은 지역 수준(지역 내 레이블 합계), 전역 설명(연결된 히스토그램)의 세 가지 수준에서 얼굴에 대한 설명을 제공한다.⁴

지역 분할 및 히스토그램 연결은 LBP의 얼굴 인식 효과에 매우 중요하다. 단일 LBP 코드는 매우 작은 지역만 설명하므로, 얼굴 전체를 표현하기 위해 모든 픽셀 단위 LBP 코드를 단순히 연결하는 것은 너무 크고 미세한 이동에 민감할 수 있다. 얼굴을 의미 있는 지역으로 분할하고 각 지역별로 히스토그램을 생성함으로써³, LBP는 여러 이점을 얻는다. 첫째, 눈, 코, 입과 같은 의미 있는 얼굴 부분 내에서 지역 텍스처 정보를 집계한다. 둘째, 히스토그램은 원시 픽셀 값보다 더 견고한 통계적 요약을 제공하여 표현이 작은 오정렬에 덜 민감하게 만든다.¹⁵ 셋째, 이러한 지역 히스토그램을 하나의 특징 벡터로 연결하는 것은 미세한 지역 세부 사항과 더 넓은 얼굴의 구조적 정보를 모두 포착하는 다중 스케일 표현을 생성한다.³ 이러한 다단계 접근 방식은 LBP의 식별 능력에 핵심적인 역할을 한다. 두 얼굴 이미지(샘플 **S** 및 모델 **M**)를 비교하기 위해, 그들의 특징 벡터(히스토그램) 간의 차이가 측정되며, 카이제곱 통계량(χ^2)과 같은 여러 비유사성 측정이 사용될 수 있다.⁴

2.2. 얼굴 인식에서 LBP의 장점과 한계

LBP는 얼굴 인식 시스템에서 여러 가지 주목할 만한 장점을 제공한다. 이는 이미지에서 관련 지역 정보를 추출하는 데 있어 간단하고 신뢰할 수 있으며 효과적인 방법으로 알려져 있다.⁸ LBP는 특히 조명 변화에 강한 견고성을 보여주는데, 이는 픽셀의 절대 강도보다는 이웃 픽셀과의 상대적인 강도 차이에 기반하기 때문이다.¹⁰ 이러한 특성 덕분에 LBP는 실시간 응용 분야에 적합한 계산 효율성을 갖추고 있으며¹⁰, 이는 얼굴 인식 시스템의 속도와 식별 능력에 긍정적인 영향을 미친다.⁷ 또한 LBP는 노이즈의 영향을 악화시키는 데 효과적일 수 있으며¹⁵, 극심한 조명 변화, 흐릿하거나 노이즈가 많은 이미지에서도 얼굴 식별에 적합하다는 연구 결과도 있다.¹⁷

그러나 LBP는 몇 가지 중요한 한계점도 가지고 있다. LBP는 지역 영역에서 부호 정보만 사용하기 때문에 식별 특징을 포착하는 데 비효율적일 수 있다.⁸ 또한 LBP는 이미지 노이즈에 민감하며⁸, 이는 텍스처 정보의 충실도를 저하시킬 수 있다. LBP는 주로 지역 텍스처 정보에 국한되어 전역적인 텍스처 뉘앙스를 포착하는 데 한계가 있다.¹¹ 회전 불변성에 대해서는 상반된 주장이 존재하는데, 일부 연구에서는 LBP가 이미지 회전에 불변하다고 언급하지만¹¹, 다른 연구에서는 이미지가 회전하면 특징이 변하여 식별 과정에 추가적인 작업과 시간이 필요하다고 지적한다.⁸ 이는 기본적인 LBP가 회전 불변성을 갖지 않지만, 특정 변형이나 전처리 과정을 통해 이를 달성할 수 있음을 시사한다. 또한 LBP는 주로 회색조 이미지에 적용되며 컬러 정보는 간과하는 경향이 있다.¹¹ 비단조로운 회색조 변화를 생성하는 조명 변화에 취약하며¹⁸, 일정한 회색 수준 영역에서는 제대로 작동하지 않을 수 있다.¹⁸ 비균일 패턴을 단일 빈에 할당함으로써 정보 손실이 발생할 수도 있다.¹⁸

LBP의 계산 효율성과 지역적 견고성은 자원 제약이 있는 환경에서 강력한 후보가 되도록 한다. LBP의 계산 효율성¹⁰과 조명에 대한 견고성¹⁰은 여러 연구에서 강조된다. 이러한 특성들의 조합은 복잡한 딥러닝 모델이 너무 많은 자원을 요구할 수 있는 임베디드 시스템이나 저자원 장치에 매우 유용하다.⁵ LBP는 상당한 포즈, 표정 또는 가려짐 변화에 어려움을 겪지만⁶, 그 속도와 지역적 불변성은 이러한 "방해 요인"이 제어되거나 덜 극심한 응용 분야에서 실용적인 선택이 되도록 한다. 이는 LBP가 특정 실제 응용 분야에서 유용하지만 제한적인 솔루션으로 자리매김하고 있음을 보여준다.

3. 얼굴 인식에서 LBP의 정확도

3.1. 표준 데이터셋에서 LBP 정확도 벤치마킹

LBP 기반 얼굴 인식 시스템의 정확도는 사용된 LBP 변형, 전처리 단계, 그리고 평가 환경의 특성에 따라 크게 달라진다. 다양한 연구에서 LBP 및 하이브리드 접근 방식에 대한 성능 수치가 보고되었다.

예를 들어, LBP와 방사형 대체 체비쇼프 모멘트(MORSCMs)를 결합한 하이브리드 접근 방식인 MORSCMs-LBP는 Raspberry Pi 4에서 Face95 데이터셋에서 99.0278%, Face96에서 99.4375%, Grimace 데이터셋에서 100%의 높은 정확도를 달성했다.² 이는 순수 LBP가 아닌 지역 및 전역 특징 기술자를 결합한 하이브리드 방법이다.

저해상도(15픽셀)에서 명암 제한 적응형 히스토그램 평활화(CLAHE)를 사용한 LBPH는 LRD200 데이터베이스에서 78.40%, LRD100 데이터베이스에서 60.60%의 정확도를 보였다. 해상도를 45픽셀로 높였을 때는 LRD200에서 98.05%, LRD100에서 95%로 정확도가 크게 향상되었다.¹⁴

PCANet과 같이 LBP와 유사한 특징을 사용하는 네트워크는 Extended Yale B 데이터셋에서 99.58%, AR 데이터셋에서 95% 이상, FERET 데이터셋에서 평균 97.25%, LFW 데이터셋(비지도 설정)에서 86.28%의 경쟁력 있는 얼굴 검증 정확도를 달성했다.²² 이 또한 순수 LBP가 아닌 LBP 유사 특징을 활용하는 네트워크 기반 접근 방식이다. LBPH가 출석 시스템에 사용되었다는 언급이 있지만²³, 97.9%의 정확도는 딥러닝 접근 방식에 대한 것이고, 93.6%는 Eigenface 알고리즘에 대한 것으로, 순수 LBPH의 정확도를 직접적으로 나타내지는 않는다. 증강된 LBP(A-LBP)는 균일 및 비균일 패턴을 처리하여 성능을 개선하려는 시도를 보여준다.¹⁸ 공간적으로 향상된 LBP 히스토그램(eLBPH)도 얼굴 인식에 효과적인 것으로 보고되었다.¹³

LBP의 보고된 정확도는 특정 LBP 변형, 전처리 단계 및 데이터셋의 환경 조건에 따라 크게 달라지므로, 맥락 없이 직접적인 비교는 어렵다. 가장 높은 정확도 수치는 LBP를 다른 전역 특징 기술자와 결합한 하이브리드 방법에서 나타나는 경우가 많다.² 또한, 저해상도에서의 순수 LBPH 성능은 상대적으로 낮지만¹⁴, 전처리 및 해상도 개선을 통해 크게 향상될 수 있다. 이는 LBP의 실제 정확도가 구현 방식, 적용된 개선 사항, 그리고 포즈, 조명, 표정, 가려짐과 같은 "방해 요인"⁶의 존재 여부에 따라 크게 달라진다는 것을 의미한다. 따라서 LBP는 기본 성능을 가지고 있지만, 그 실제 정확도는 매우 상황 의존적이며 향상된 기술이나 하이브리드화를 통해 개선된다.

표 2: 벤치마크 데이터셋에서 LBP 성능 지표 비교

LBP/하이브리드 방법	데이터셋	정확도 (%)	조건/참고	출처
MORSCMs-LBP	Face95	99.0278	Raspberry Pi 4 구현, 지역 및	²

			전역 특징 결합	
MORSCMs-LBP	Face96	99.4375	Raspberry Pi 4 구현, 지역 및 전역 특징 결합	2
MORSCMs-LBP	Grimace	100	Raspberry Pi 4 구현, 지역 및 전역 특징 결합	2
LBPH + CLAHE	LRD200 (15px)	78.40	저해상도(15px), CLAHE 전처리	14
LBPH + CLAHE	LRD100 (15px)	60.60	저해상도(15px), CLAHE 전처리	14
LBPH + CLAHE	LRD200 (45px)	98.05	45px 해상도, CLAHE 전처리	14
LBPH + CLAHE	LRD100 (45px)	95	45px 해상도, CLAHE 전처리	14
PCANet (LBP 유사 특징)	Extended Yale B	99.58	LBP 유사 특징을 사용하는 네트워크 기반 방법	22
PCANet (LBP 유사 특징)	AR	>95	LBP 유사 특징을 사용하는 네트워크 기반 방법	22
PCANet (LBP 유사 특징)	FERET	97.25 (평균)	LBP 유사 특징을 사용하는 네트워크 기반 방법	22
PCANet (LBP 유사 특징)	LFW	86.28	비지도 설정, LBP 유사 특징을 사용하는 네트워크 기반 방법	22

3.2. LBP 정확도에 영향을 미치는 요인

LBP 기반 얼굴 인식 시스템의 정확도는 다양한 "방해 요인"에 의해 크게 영향을 받는다. 이러한 요인들은 통제되지 않은 실제 환경에서 시스템 성능을 저하시키는 주요 원인이다.² 주요 요인들은 다음과 같다:

- **조명 조건:** LBP는 단조로운 조명 변화에 비교적 강하지만¹⁰, 비단조로운 조명 변화나 강한 그림자에는 취약할 수 있다.¹⁸ 얼굴의 특정 부분에 강한 조명이 비치거나 그림자가 지는 경우 LBP 특징의 일관성이 저해될 수 있다.
- **포즈 및 머리 방향:** 얼굴의 포즈 변화나 머리 방향의 변화는 LBP 특징의 정합에 어려움을 초래하여 인식 정확도를 떨어뜨린다.³ LBP는 지역 패턴에 기반하므로, 얼굴의 전역적인 기하학적 변형에 대한 내성이 부족하다.
- **표정 변화:** 다양한 얼굴 표정은 얼굴 특징의 모양과 텍스처를 변화시키므로, LBP 기반 시스템의 성능에 부정적인 영향을 미칠 수 있다.³
- **가려짐:** 선글라스, 모자, 스카프, 수염 등 얼굴의 일부가 가려지는 경우(부분 가려짐)는 얼굴 인식 시스템의 성능을 크게 저하시킨다.¹⁹ 가려진 부분에서 추출되는 특징은 왜곡되거나 유효하지 않아 전체적인 얼굴 표현을 손상시킨다.
- **노이즈 및 이미지 품질:** 이미지에 존재하는 노이즈(예: 센서 노이즈, 압축 아티팩트)는 LBP 특징의 정확성을 떨어뜨릴 수 있으며⁸, 저해상도 이미지 또한 LBP의 성능에 부정적인 영향을 미친다.¹⁴
- **나이 변화:** 나이가 들면서 얼굴 구조와 텍스처가 변하는 것도 LBP 기반 시스템의 정확도에 영향을 미칠 수 있는 요인이다.⁷

이러한 "방해 요인"은 LBP와 같은 전통적인 얼굴 인식 시스템이 통제된 환경에서는 높은 정확도를 보이지만, 실제와 같이 예측 불가능한 환경에서는 성능이 급격히 저하되는 주된 이유이다.⁷

4. LBP 대 딥러닝 얼굴 인식

4.1. 딥러닝 접근 방식(CNN) 개요

최근 몇 년간 딥러닝, 특히 컨볼루션 신경망(CNN)은 얼굴 인식 분야에 혁명을 가져왔다. CNN은 이미지에서 특징을 직접 학습할 수 있어 수동 특징 추출의 필요성을 없애고, 통제되지 않은 조건에서도 인간에 가까운 성능을 달성할 수 있다.¹⁹ CNN은 여러 컨볼루션 및 풀링 레이어로 구성되며, 그 뒤에 완전 연결 레이어가 이어진다. 컨볼루션 레이어는

입력 이미지에서 특징을 추출하고, 풀링 레이어는 특징 맵의 공간 차원을 줄인다.¹⁹ CNN 기반 접근 방식은 높은 정확도와 조명 및 포즈 변화에 대한 견고성을 제공하지만, 계산 비용이 많이 들고 대규모 훈련 데이터셋을 필요로 한다는 단점이 있다.¹⁹

4.2. 비교 성능 분석

LBPH와 CNN 알고리즘의 얼굴 인식 성능을 비교한 연구에서는 CNN이 현저히 우수한 결과를 보였으며, 특히 차량 접근 제어와 같은 현장 응용 분야에서 그 차이가 두드러졌다.²⁴

표 3: 얼굴 인식에서 LBP/LBPH 대 CNN 성능 비교

지표	LBPH (Haar 분류기)	LBPH (FaceAligner)	CNN (1 Jitter)	CNN (10 Jitters)	CNN (100 Jitters)
정확도 (정탐율)	15.4%	23.5%	95.8%	96.8%	98.9%
오탐율 (False Positives)	5.4%	10.2%	0%	1.0%	1.9%
오인식율 (False Negatives)	55	62	4	3	1
얼굴당 평균 예측 시간 (초)	0.243	1.736	0.126	0.369	2.617
환경 요인에 대한 견고성	강한 조명/그림자에 어려움	강한 조명/그림자에 어려움	강한 조명/그림자에 강함	강한 조명/그림자에 강함	강한 조명/그림자에 강함
출처	24	24	24	24	24

위 표에서 볼 수 있듯이, CNN은 LBPH에 비해 훨씬 높은 정확도(정탐율)와 낮은 오탐율을 달성한다. 특히 접근 제어 시스템에서는 오탐율이 낮아야 무단 접근을 방지할 수 있으므로 CNN의 0% 오탐율은 중요한 장점이다.²⁴ 속도 면에서도 CNN은 1 jitter를

사용했을 때 가장 빨라, 빠른 검증이 필요한 응용 분야에 매우 적합하다.²⁴

이러한 성능 차이는 알고리즘의 근본적인 방법론에서 비롯된다. LBPH는 시각 및 텍스처 기술자로서, 얼굴을 작은 지역으로 나누고 각 지역에서 LBP 히스토그램을 추출한 다음 이를 하나의 특징 히스토그램으로 결합한다. 이는 가장자리나 점과 같은 지역 미세 패턴을 포착하지만, 강한 조명이나 그림자와 같은 어려운 조건에서는 성능이 크게 영향을 받는다.²⁴ 연구에 따르면 LBPH는 Eigenfaces 및 Fisherfaces와 함께 "오래된 알고리즘"으로 분류되며, "성능이 좋지 않다"고 평가된다.²⁴

반면, CNN은 기계 학습 및 신경망에 기반하며, 특징을 인코딩하기 위해 HOG(Histogram of Oriented Gradients)와 잔차 신경망(Residual Neural Network) 기술을 사용한다.²⁴ CNN의 우수한 견고성은 다음과 같은 여러 요소에 기인한다:

- **HOG**를 사용한 인코딩: HOG는 지역 강도 기울기의 분포를 통해 객체 외관을 설명함으로써 이미지를 단순화하고, 유용한 정보를 보존하면서 이미지 크기를 줄인다. 또한 그림자 및 조명에 대한 불변성을 높이기 위해 블록 내에서 히스토그램을 대비 정규화할 수 있다.²⁴
- **랜드마크 찾기**: 기계 학습 모델은 68개의 고유한 얼굴 랜드마크를 식별하여 알고리즘이 얼굴의 포즈를 결정하고 눈과 입을 중앙에 맞추도록 이미지를 변형할 수 있게 한다. 이는 기하학적 불변성을 제공한다.²⁴
- **128차원 특징 벡터**: 훈련된 잔차 및 컨볼루션 신경망 모델은 이러한 랜드마크 간의 거리를 측정하여 128차원 특징 벡터를 생성한다. 이 모델은 동일한 사람의 이미지는 서로 가깝고, 다른 사람의 이미지는 서로 멀어지는 특징을 학습한다.²⁴
- **잔차 네트워크(ResNet)**: 이 프로젝트에서 사용된 CNN은 잔차 네트워크로, 너무 많은 레이어를 통해 데이터가 사라지는 "경사 소실 문제"를 더 얇은 레이어의 출력을 다시 도입하여 보상한다. 이를 통해 성능 저하 없이 더 깊은 네트워크를 구축할 수 있다.²⁴
- **지터(Jitters)**: CNN 알고리즘은 이미지를 무작위로 왜곡(확대/축소, 회전, 변환, 뒤집기)하고 인코딩을 평균화하는 "지터"를 사용할 수 있다. 이는 강한 조명이나 그림자와 같은 노이즈에 대한 이미지의 민감도를 줄여주지만, 얼굴 특징의 선명도를 약간 감소시키고 처리 시간을 증가시킬 수 있다.²⁴ 연구에 따르면 1 jitter가 속도와 정확도 사이의 최상의 균형을 제공했다.

LBP는 임베디드 시스템에 적합한 효율성을 제공하지만, 딥러닝의 정교한 아키텍처는 LBP가 실제 복잡성을 처리하는 데 있어 본질적으로 우수한 식별력과 견고한 특징을 학습할 수 있도록 한다. CNN은 계층적 표현을 자동으로 추출하고⁸, HOG, 랜드마크 찾기, 지터와 같은 기술을 통해 변화에 적응하며²⁴, ResNet과 같은 아키텍처로 경사 소실과 같은 문제를 극복한다.²⁴ 대조적으로, LBP는 빠르고 단조로운 조명 변화에 강하지만¹⁰, 비단조로운 변화¹⁸, 노이즈⁸, 그리고 포즈, 표정, 가려짐과 같은 복잡한 변화⁶에는 고정된 지역 패턴에 기반한 특징 추출 방식 때문에 어려움을 겪는다. 특정 로봇의

얼굴 감지 시나리오에서 LBP가 MTCNN보다 "얼굴 식별에 더 효율적"이라는 주장은¹⁶ 일반적인

얼굴 인식 정확도와는 다른 맥락으로 이해되어야 한다. 이는 딥러닝이 일반적으로 정확도 면에서 우수하지만 계산 비용이 많이 들 수 있으며, LBP는 속도와 단순성이 가장 중요하고 환경 요인이 제어되는 매우 제약적인 환경에서 틈새 솔루션으로 남아 있음을 강조한다.

5. 실제 응용 분야 및 실제 고려 사항

5.1. LBP가 여전히 유효한 응용 분야

딥러닝의 부상에도 불구하고 LBP는 여전히 활발히 연구되고 있으며 특정 실제 응용 분야에서 사용된다. LBP의 주요 강점은 계산 효율성으로, 이는 제한된 처리 능력과 메모리 제약이 있는 임베디드 시스템에 특히 적합하다.⁵

- **임베디드 시스템:** Raspberry Pi와 같은 소형 장치 및 SIMD(Single Instruction Multiple Data) 아키텍처에서 LBP는 얼굴 인식 시스템의 기본 구성 요소로 사용된다.² 이는 LBP 특징이 지역적이고 계산이 빠르며, Haar-like 특징보다 더 복잡하고 정보성이 높아 더 작고 빠른 분류기를 생성할 수 있기 때문이다.⁵
- **모바일 잠금 해제:** LBP는 스마트폰의 얼굴 잠금 해제 기술에 활용될 수 있다.¹ 특히 OpenCV 라이브러리와 함께 사용될 때⁹, 빠르고 효율적인 특징 추출을 제공한다.²⁷
- **출석 시스템:** LBP 기반 알고리즘은 자동화된 출석 시스템에 적용되어 학생이나 직원의 출석을 효율적으로 기록하는 데 사용된다.¹
- **접근 제어 및 감시:** LBP는 물리적 접근 제어 시스템이나 실시간 감시 시스템에서 개인을 식별하거나 인증하는 데 활용될 수 있다.²
- **하이브리드 접근 방식:** LBP의 한계를 극복하고 성능을 향상시키기 위해, LBP를 Gabor Wavelet Transform(LBP-GWT) 또는 MORSCMs와 같은 다른 특징 기술자와 결합하는 하이브리드 접근 방식이 개발되었다.² 이러한 하이브리드 방법은 LBP의 효율성을 활용하면서 정확도를 개선하는 실용적인 전략을 제공한다.

LBP의 지속적인 유효성은 주로 계산 효율성에 의해 주도되며, 이는 자원 제약이 있는 임베디드 시스템에 적합하며 종종 하이브리드 구성으로 나타난다. LBP의 "계산이 빠르고 효율적"인 특성은⁵ 전반적인 정확도 면에서 가장 우수하지는 않더라도, "제한된 처리 능력과 메모리 제약"을 가진 장치에 실용적인 선택이 되도록 한다.⁵ LBP를 다른 기술과

결합하는 하이브리드 방법²은 LBP의 효율성을 활용하면서 독립적인 한계를 완화하는 전략을 보여주며, 이는 다양한 운영 환경에서 얼굴 인식을 배포하는 데 있어 실용적인 접근 방식을 나타낸다. 이는 알고리즘 선택이 종종 정확도, 속도 및 자원 가용성 간의 절충이라는 점을 시사한다.

5.2. 실제 배포의 과제

LBP 기반 얼굴 인식 시스템의 실제 배포는 여러 가지 과제에 직면한다. 포즈, 표정, 가려짐, 저해상도, 노이즈, 나이 변화와 같은 "방해 요인"은 시스템의 성능을 크게 저하시킬 수 있다.³ 통제되지 않은 환경에서는 이러한 요인들이 예측 불가능하게 발생하므로, LBP와 같은 전통적인 특징 기술자만으로는 높은 수준의 견고성과 정확도를 유지하기 어렵다. 따라서 실제 응용 분야에서는 LBP의 효율성을 활용하면서도 이러한 복잡한 변화에 강한 하이브리드 또는 보완적인 접근 방식이 필요하다.

6. 결론

얼굴 인식 분야에서 LBP의 정확도는 그 구현 방식과 적용 환경에 따라 다양하게 나타난다. LBP는 지역 텍스처를 효과적으로 설명하고 단조로운 조명 변화에 대한 견고성을 제공하는 계산 효율적인 특징 기술자로서, 특히 자원 제약이 있는 임베디드 시스템이나 실시간 응용 분야에서 여전히 유효한 선택이다. LBP의 지역적 특성과 계산 단순성은 빠른 처리 속도를 가능하게 하며, 이는 특정 시나리오에서 중요한 이점으로 작용한다.

그러나 LBP는 복잡한 실제 환경에서 발생하는 포즈, 표정, 가려짐, 비단조로운 조명 변화, 노이즈 등과 같은 "방해 요인"에 대한 내성이 부족하다는 한계를 가진다. 이러한 요인들은 LBP의 식별 특징 포착 능력을 저하시켜 전반적인 정확도를 떨어뜨린다.

최신 딥러닝 접근 방식, 특히 CNN은 LBP에 비해 훨씬 높은 정확도와 복잡한 실제 환경 변화에 대한 우수한 견고성을 보여준다. 이는 CNN이 특징을 자동으로 학습하고, 계층적 표현을 추출하며, 적응형 기술을 통해 다양한 변화에 대응할 수 있기 때문이다. 따라서 최고 수준의 정확도와 견고성이 요구되는 응용 분야에서는 딥러닝이 선호되는 선택이다.

결론적으로, LBP는 얼굴 인식 분야에서 그 자체의 고유한 장점과 한계를 가진다. 순수 LBP의 정확도는 통제된 환경에서 만족스러울 수 있으나, 실제의 복잡한 시나리오에서는 하이브리드 접근 방식이나 딥러닝 기술과 결합될 때 그 효용성이 극대화된다. LBP는 특히

계산 자원이 제한적인 환경에서 효율적인 솔루션을 제공하며, 이러한 틈새 시장에서 그 중요성을 유지하고 있다. 미래의 얼굴 인식 시스템은 LBP의 효율성과 딥러닝의 강력한 학습 능력을 결합하여 다양한 환경에서 최적의 성능을 달성하는 방향으로 발전할 것으로 예상된다.

참고 자료

1. FACE unlocking technology presentation regarding smartphones | PPT - SlideShare, 6월 25, 2025에 액세스, <https://www.slideshare.net/slideshow/face-unlocking-technology-presentation-regarding-smartphones/265218070>
2. Fast and accurate face recognition system using MORSCMs-LBP on embedded circuits - PubMed Central, 6월 25, 2025에 액세스, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9299277/>
3. Face Recognition Using Local Binary Patterns (LBP) - SciSpace, 6월 25, 2025에 액세스, <https://scispace.com/pdf/face-recognition-using-local-binary-patterns-lbp-54ltkjxir1.pdf>
4. (PDF) Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP), 6월 25, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/331645500_Face_Recognition_using_Local_Binary_Patterns_LBP
5. Fast LBP Face Detection on Low-Power SIMD Architectures - CVF Open Access, 6월 25, 2025에 액세스, https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_workshops_2014/W17/papers/Bilaniuk_Fast_LBP_Face_2014_CVPR_paper.pdf
6. Face Recognition Systems: A Survey - PMC - PubMed Central, 6월 25, 2025에 액세스, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7013584/>
7. A Hybrid Lbp (Local Binary Pattern) - Gwt (Gabor Wavelet Transform) Face Extraction Technique for Age Invariant Face Recognition System - International Journal of Scientific Research & Technology, 6월 25, 2025에 액세스, <https://www.ijstjournal.com/article/A-Hybrid-Lbp-Local-Binary-Pattern--Gwt-Gabor-Wavelet-Transform-Face-Extraction-Technique-for-Age-Invariant-Face-Recognition-System>
8. Advantages and Disadvantages of LBP and its variants - ResearchGate, 6월 25, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/figure/Advantages-and-Disadvantages-of-LBP-and-its-variants_fig1_317573529
9. Face Recognition with Local Binary Patterns (LBPs) and OpenCV - GeeksforGeeks, 6월 25, 2025에 액세스, <https://www.geeksforgeeks.org/face-recognition-with-local-binary-patterns-lbps-and-opencv/>
10. LBP for face recognition - MATLAB Answers - MATLAB Central, 6월 25, 2025에 액세스, <https://nl.mathworks.com/matlabcentral/answers/351837-lbp-for-face-recognition>

11. Unveiling the Potency of Local Binary Patterns (LBP) in Texture Analysis for Computer Vision - PalmPass, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://www.palmpass.com/information/111/Unveiling-the-Potency-of-Local-Binary-Patterns-%28LBP%29-in-Texture-Analysis-for-Computer-Vision>
12. Local Binary Pattern and Principal Component Analysis for Low-light Face Recognition, 6월 25, 2025에 액세스,
https://www.researchgate.net/publication/387014118_Local_Binary_Pattern_and_Principal_Component_Analysis_for_Low-light_Face_Recognition
13. A Comparative Study on Local Binary Pattern (LBP) based Face Recognition: LBP Histogram versus LBP Image | Request PDF - ResearchGate, 6월 25, 2025에 액세스,
https://www.researchgate.net/publication/270542045_A_Comparative_Study_on_Local_Binary_Pattern_LBP_based_Face_Recognition_LBP_Histogram_versus_LBP_Image
14. An Improved Real-Time Face Recognition System at Low Resolution Based on Local Binary Pattern Histogram Algorithm and CLAHE - Scientific Research Publishing, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=108333>
15. An Exploration of Face Recognition Methods Based on LBP Algorithm and PCA Analysis, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://madison-proceedings.com/index.php/aetr/article/download/2043/2031>
16. LBP Advantages over CNN Face Detection Method on Facial Recognition System in NOVA Robot | Indonesian Journal on Computing (Indo-JC) - Telkom University, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://socjs.telkomuniversity.ac.id/ojs/index.php/indojc/article/view/456>
17. Face Recognition rate on Yale Database on LBP High (LBP-H) of LTP - ResearchGate, 6월 25, 2025에 액세스,
https://www.researchgate.net/figure/Face-Recognition-rate-on-Yale-Database-on-LBP-High-LBP-H-of-LTP_tbl1_283618942
18. Face Recognition in Uncontrolled Environment - SciSpace, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://scispace.com/pdf/face-recognition-in-uncontrolled-environment-2qq15gtfem.pdf>
19. Facial Recognition in Embedded Systems: A Deep Dive - Number Analytics, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://www.numberanalytics.com/blog/facial-recognition-embedded-systems-deep-dive>
20. Efficient Detection of Occlusion prior to Robust Face Recognition - PMC, 6월 25, 2025에 액세스, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3914590/>
21. Fast and accurate face recognition system using MORSCMs-LBP on embedded circuits - PubMed, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35875652/>
22. PCANet: A Simple Deep Learning Baseline for Image Classification? - People @EECS, 6월 25, 2025에 액세스,
<https://people.eecs.berkeley.edu/~yima/psfile/PCANet.pdf>
23. A REVIEW PAPER ON FACE RECOGNITION USING LBPH TECHNIQUE - IRJMETS,

6월 25, 2025에 액세스,

https://www.irjmets.com/uploadedfiles/paper/issue_5_may_2023/39237/final/fin_irjmets1684501135.pdf

24. Facial recognition techniques comparison for in-field applications - DiVA portal, 6월 25, 2025에 액세스,

<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1675861/FULLTEXT02>

25. Facial Recognition Leveraging Generative Adversarial Networks - arXiv, 6월 25, 2025에 액세스, <https://arxiv.org/html/2505.11884v1>

26. xEdgeFace: Efficient Cross-Spectral Face Recognition for Edge Devices - arXiv, 6월 25, 2025에 액세스, <https://arxiv.org/html/2504.19646v1>

27. Android Mobile Security and File Protection Using Face Recognition - Arab American University, 6월 25, 2025에 액세스, <https://www.aaup.edu/sites/default/files/2025-04/IJWMT-V15-N2-3%20%281%29.pdf>