

# SIFT를 이용한 우편영상의 송신자 인식

## Post Sender Recognition using SIFT

김영원, 장승익, 이성준  
한국전자통신연구원 지능형우편연구팀

Young Won Kim(everywkim@etri.re.kr), Seung Ick Jang(sijang@etri.re.kr),  
Sung Jun Lee(sungjun2@etri.re.kr)

### 요약

기존의 우편 영상의 인식 연구는 수신인의 주소 정보를 인식하는데 초점이 맞춰 있었다. 상대적으로 발송인의 주소 정보를 인식하려는 연구는 적었다. 다량우편물 발송 업체의 우편물의 인쇄품질 검증 처리 및 반송 처리 등 송신자 정보를 이용한 서비스 및 응용을 위하여 송신자 정보의 인식 연구는 필요하다. 이 논문은 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)을 이용하여 우편 영상의 송신자를 인식하는 방법을 제안하고 인식 실험을 하였다. SIFT 방법은 우수한 인식률을 보이나 등록된 모델수에 비례하여 keypoint들을 매칭하는데 소요하는 시간도 증가하는 시간 문제와 우편 영상의 특성상 서로 다른 모델일지라도 유사한 keypoint가 많아 오인식되는 문제가 있었다. 이를 해결하기 위해 거리함수를 추가한 SIFT를 제안하고 시간과 성능을 비교 실험 하였다. 또한 모델을 등록하는 수작업 과정 없이 자동으로 모델을 등록하고 분류하는 방법도 제안한다.

■ 중심어 : | 우편영상의 송신자 | 송신자 인식 | 송신자 자동분류 |

### Abstract

Previous post sender recognition study was focused on recognizing the address of receiver. Relatively, there was lack of study to recognize the information of sender's address. Post sender recognition study is necessary for the service and application using sender information such as returning. This paper did the experiment and suggested how to recognize post sender using SIFT. Although SIFT shows great recognition rate, SIFT had problems with time and mis-recognition. One is increased time to match keypoints in proportion as the number of registered model. The other is mis-recognition of many similar keypoints even though they are all different models due to the nature of post sender. To solve the problem, this paper suggested SIFT adding distance function and did the experiment to compare time and function. In addition, it is suggested how to register and classify models automatically without the manual process of registering models.

■ keyword : | Post Sender | Post Sender Recognition | Post Sender Classification |

## I. 서론

현재 한국 우정사업본부에서는 저장구분기 및 순로

구분기를 도입하여 소형통상 우편물을 자동 처리하고 있다. 특히, 기존의 우편번호만을 인식하던 구분기에 한글주소 인식 시스템을 탑재하기 시작하였으며, 88%내

\* 본 연구는 지식경제부 우정사업본부의 우정기술연구개발사업의 일환으로 수행하였음. [2006-X-001-02, 실시간 우편물류 운영기술 개발]

접수번호 : #100901-010

접수일자 : 2010년 09월 01일

심사완료일 : 2010년 11월 16일

교신저자 : 김영원, e-mail : everywkim@etri.re.kr

외의 우편물을 집배순로에 따라 자동으로 정렬함으로써 우편 업무 효율을 높이고 있다. 수신자 정보의 인식률은 인식 알고리즘의 고도화 연구뿐만 아니라 주소 DB 정제 및 현행화 작업, 수취인 주소 해석기의 고도화 작업 등의 병렬 연구로 이제 안정화 단계에 접어들었다.

그러나 여전히 낮은 우편물 제작 품질과 부정확한 주소의 사용으로 인한 반송우편물 발생은 우편물 자동처리에서 숙제로 남아있다. 낮은 우편물 제작 품질과 부정확한 주소는 인식 기술로는 해결하기 어려우며, 우편물의 생성 단계에서 고품질 제작 및 정확한 주소를 사용하도록 유도하여야 한다. 우체국 현장에 설치된 구분기에서 시험용 우편물을 제작하여 시험할 경우 97%이상의 자동 처리율을 보이고 있다. 이는 우편물 제작 품질 및 정확한 주소 사용률을 향상시킬 경우 실제 자동 처리율이 현재보다 더욱 향상될 수 있음을 알 수 있다. 반송우편물의 경우 전체 소형통상 물량의 3% 수준이며, 연간 약 1억 5천만 통에 해당된다. 이러한 반송우편물을 효율적으로 처리할 경우 연간 300억 이상의 편익이 발생할 수 있을 것으로 예상된다[1].

우편물의 인쇄 품질은 주소, 우편번호, 이름, 바코드 등의 인쇄 위치, 글꼴, 크기, 간격, 프린트 잉크 상태 등에 의해 결정된다. 한국 우정사업본부는 우편 인쇄 규격을 권장하고 있으나 규제가 없는 실정으로, 다량 우편물 발송업체 (이하 DM 업체) 에서 발송하는 우편물의 인쇄 형태와 품질이 다양한 실정이다. 또한 권장하는 폰트를 사용한다고 하더라도 각 DM 업체가 사용하는 인쇄 시스템 및 프린팅 장치가 상이하여 인쇄 형태가 각각 다른 실정이다. 만약 잘못된 인쇄 규격으로 우편물을 다량으로 인쇄하고 있는 DM 업체가 있다고 할 때, 인쇄 규격을 수정하지 않으면 우편물 인식 실패 및 오구분 등으로 인해 시간 및 인력 비용이 반복하여 발생하는 문제점이 있다.

DM 업체의 인쇄 품질을 높이기 위해서는 DM 업체별 우편물의 인쇄 규격을 검증하고 잘못된 문제점을 리포트하는 체계가 필요하다. 어떤 DM 업체의 우편물인지를 자동으로 판별하고 분류하기 위해서는 송신자 정보의 인식은 필수 연구이다.

반송 처리를 위해 우편물에 인쇄된 기업바코드를 인

쇄하는 경우가 있었는데, 기업바코드는 기업마다 서로 상이한 형태의 바코드를 사용하여 인식기 개발이 어렵다. 또한 구분기에서는 우편물의 고속 처리를 위해 낮은 해상도의 우편영상을 사용하기 때문에 2차원 기업바코드를 인식하기에 어려움이 있다. 인식을 하더라도 기업 내부에서 사용하는 코드 (고객ID, 우편물ID) 등을 기업별 포맷으로 기록하기 때문에, 다른 기관에서는 코드의 의미를 알 수 없어 바코드 인식의 실효성이 없다. OCR을 이용한 송신자 인식의 경우 작은 글씨, 기업 로고, 광고, 발신처/반송처 상이 등 다양한 형태로 인쇄되기 때문에 자동 처리율이 50% 수준에 머물러 있다. 이러한 이유로 우편물의 송신자 정보 식별 기술은 문자인식 기반의 인식 알고리즘 보다는 영상의 패턴을 인식하는 알고리즘이 적합하다고 판단된다.

DM 업체의 인쇄품질 검증 처리 및 반송우편물 자동 처리 기술에서 송신자 식별 기술은 핵심 기술이다. 또한 송신자 정보를 인식하면 다양한 서비스 창출에 활용할 수 있다. DM 업체별 자동 요금 정산 시스템에 사용하거나 DM 업체별 선택적 반송처리를 할 수 있다. 전 송 정보를 DM 업체에 자동으로 리포트 하고 요금을 받는 서비스 [2]등의 응용에도 적용 가능하다.

본 논문에서는 우편물의 송신자 인식을 위한 방법을 제안한다. SIFT 방법을 이용한 알고리즘을 제안하고 모델수에 따라 증가하는 알고리즘 수행 시간문제와 오인식 문제를 해결하기 위해 거리함수를 추가한 방법도 제안한다. 두 방법의 시간과 인식률 비교 실험결과를 보이고, 모델을 등록하는 수작업 과정 없이 자동으로 모델을 등록하고 분류하는 방법도 제안한다.

## II. 우편 영상의 송신자 정보 영역

### 1. 송신자 정보 영역

우편 영상의 송신자 정보 영역은 [그림 1]의 점선으로 표기한 부분이다. 우편 영상의 송신자 정보 영역에 특성은 다음과 같다.

- 수신자의 정보 영역에 비해 상대적으로 작다.
- 인쇄 문자의 크기가 작다.

- 수신자 정보 영역에 비해, 업체명, 로고, 우편번호, 주소, 전화 번호, 홈페이지 URL, 팩스 정보, 광고문구 등 포함하고 있는 정보가 많다.
- 인쇄 규격이 정립되지 않았다.
- OCR을 통한 자동 인식은 어려움이 많다.

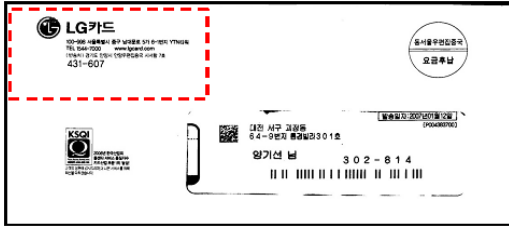


그림 1. 우편 영상의 송신자 정보 영역

## 2. 송신자 정보 영역의 다양성

송신자 정보 영역의 다양성을 분석한다. [그림 2]는 송신자 영역의 인쇄 형태가 다양함을 보여주고 있다. 먼저 [그림 2-a]는 송신자 정보를 라벨지에 인쇄하여 붙인 경우로 예로 같은 우편 종류인데 부착 위치가 상하 좌우 다른 경우가 많다. [그림 2-b]는 송신자의 홈페이지 URL이 비중 있게 인쇄된 경우이며 또한 하단에 주소 정보가 도장으로 찍혀 있는 경우이다. [그림 2-c]는 송신자 영역에 큰 박스 모양의 테두리가 있는 경우이다. [그림 2-d]는 우편봉투 상단에 띠 무늬가 있는 것이 특징이고, 송신자 영역에 주소 정보 외에 안내 문구가 인쇄되어 있는 경우이다. [그림 2-e]는 송신자 영역에 속지의 일부를 볼 수 있는 창이 있는 경우로, 송신자 로고가 창에 가려 로고의 부분 영역만 보이는 경우이다. [그림 2-f]는 대부분의 우편영상은 송신자 정보가 왼쪽 상단에 로고나 주소 정보가 인쇄된 경우와 달리 주소 정보가 좌우로 길게 인쇄되어 있는 경우이다.

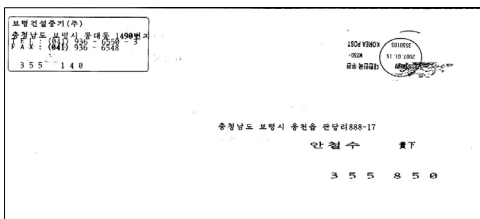


그림 2-a.

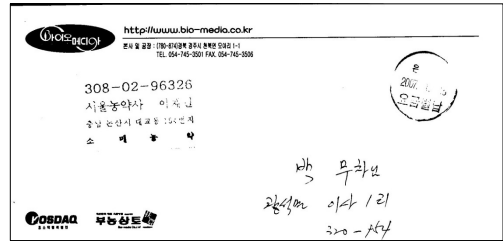


그림 2-b.

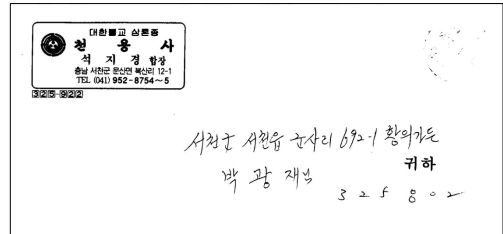


그림 2-c.

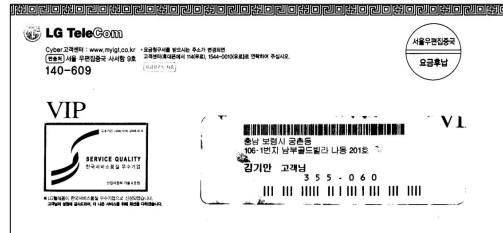


그림 2-d.

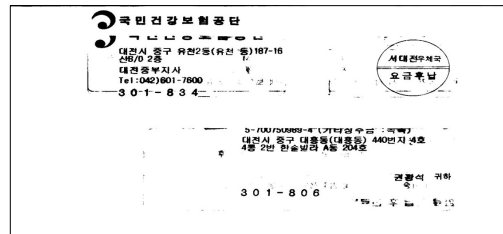


그림 2-e.

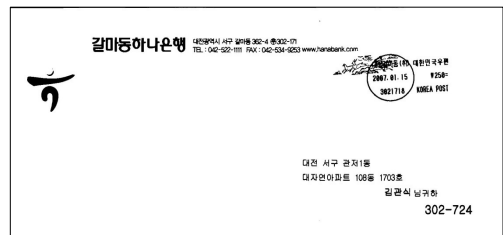


그림 2-f.

그림 2. 다양한 우편 영상 예

### 3. 우편 영상 송신자 인식의 어려움

#### 3.1 문자 인식의 어려움

2장에서 송신자 정보 영역의 다양성을 살펴보았다. 현재 DM 업체에서 발송하고 있는 우편물은 수신자 영역은 인쇄 규격을 고려하여 인쇄하고 있는 편이나, 송신자 영역은 수신자 영역에 비해 상대적으로 인쇄 규격을 따라야 하는 필요성이나 한국 우정의 요청 또는 규제가 없었기에 다양한 형태로 인쇄되고 있는 상황이다. 또한 송신자 정보 영역은 수신자 영역에 비해 상대적으로 작기 때문에 작은 크기로 문자를 인쇄한다. 이러한 이유로 송신자 정보를 문자 인식 방법으로 높은 인식률을 얻기 어렵다.

#### 3.2 패턴 인식의 어려움

송신자 인식을 위해 패턴의 범위 설정 문제가 있다. [그림 3]은 DM 업체에 인쇄한 우편물의 예이다. [그림 3]의 경우는 DM 업체의 로고, 업체명, 주소 정보, 연락처 및 안내 문구 등이 송신자 정보 영역에 인쇄되어 있다. 패턴 인식을 위해서는 특성 관심 영역을 훈련시키고 테스트 하는 과정이 진행되어야 한다. [그림 2]에서 살펴보았듯이, 모든 DM 우편물에 [그림 3]에서 인쇄되어있는 정보들이 모두 포함되어 있는 것은 아니다. 또한 각각의 정보들의 인쇄 위치도 다양하기 때문에 과연 어떤 영역을 각 DM 업체의 고유 패턴으로 훈련시키고 인식해야 하는지를 설정해야 하는 문제가 있다.

[그림 4]는 송신자 인식을 위해 로고 영역만을 사용했을 때, 오인식 될 확률이 높은 유사 로고를 가진 우편 영상들을 보여준다.

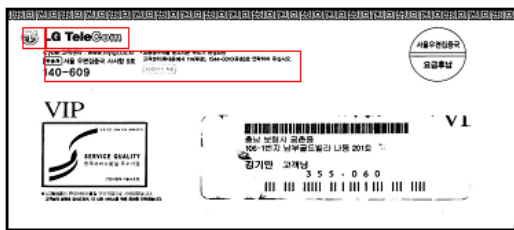


그림 3. 패턴 인식을 위한 송신자 정보 부분 영역

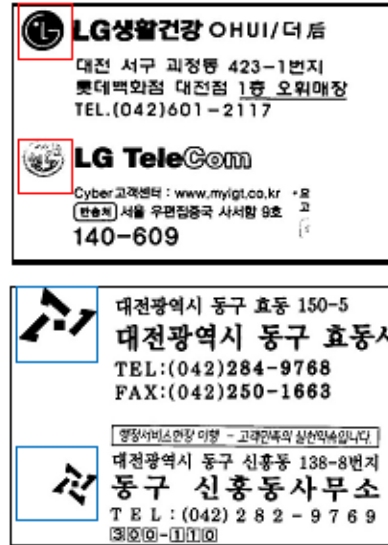


그림 4. 유사 로고를 가진 우편 영상들

### III. SIFT를 이용한 송신자 인식

#### 1. SIFT를 이용한 우편 영상의 송신자 부류 인식

[그림 5]는 SIFT[3][4]를 이용한 우편 영상 송신자 부류 알고리즘 전체구조를 설명한 것이다.

```

struct Model *model;
int classifyToModel(testImage)
{
    int maxIndex;
    struct feature * featureSet;
    int matchCount[mc];
    //모델별로 매칭되는 특징 수를 저장하는 배열

    sift_features(testImage, featureSet );

    for(i=0; i<mc; i++)
        matchCount=match(model[i], featureSet );

    maxIndex=maxMatch(matchCount);
    return maxIndex;
}
    
```

그림 5. SIFT를 이용한 우편 영상 송신자 분류알고리즘

**model:** 모델 리스트로 각 모델별로 SIFT에 의해 추출된 keypoint 들이 저장되어 있다.

**sift\_features(testImage, featureSet):** SIFT 방법으로 testImage내의 스케일과 스쿼 등에 강한 keypoint들을 추출한다. keypoint들은 feature Set에 저장된다.

**match(model[i], featureSet):** 각 모델리스트에 등록된 i 번째 모델의 해당 keypoint들과 테스트 우편영상의 keypoint들을 매칭시킨다. 반환되는 값은 매칭되는 keypoint의 갯수이다.

**maxMatch():** 모델 중에 매칭되는 keypoint 수가 가장 많은 모델 index를 반환한다.

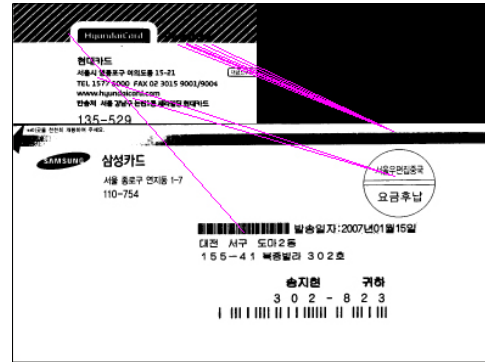


그림 6-b.

그림 6. 오인식 경우 예

## 2. 거리함수와 SIFT

기존의 SIFT 알고리즘에 우편 영상의 송신자 영역 특징을 고려하여 keypoint 간의 거리를 계산하는 거리 함수를 추가 하였다. 고려한 우편 영상의 송신자 영역 특징은 다음과 같다.

- 우편 영상은 문자가 많기 때문에 다른 송신자 모델이라 하더라도 서로 유사한 keypoint가 많다.
- 송신자 영역은 우편 영상의 오른쪽 상단이다.

[그림 6]은 [그림 5]의 알고리즘으로 구현 실험 했을 때 발생하는 오인식의 경우를 보여준다. [그림 6-a]의 상단은 모델 영상이고, 하단은 테스트 영상이다. [그림 6-a]와 [그림 6-b]는 SIFT에 의해 추출된 모델의 keypoint가 테스트 영상의 keypoint에 매칭된 예이다. keypoint가 유사하여 발생하는 오인식의 경우들이다.

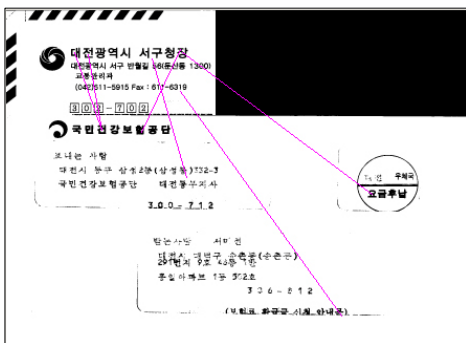


그림 6-a.

서로 다른 송신자 모델이라 하더라도 유사한 keypoint가 있어 매칭되는 문제를 해결하기 위해 두 keypoint 사이의 거리를 계산하여 MAXDIFFER 이하인 경우만 매칭된 것으로 처리하였다. 모델 수가 증가함에 따라 비교해야 할 keypoint 수도 증가하여 매칭에 소요되는 시간도 증가되는 문제도 있었다. 이런 시간 소요 문제를 해결하기 위한 방법으로 송신자 영역은 우편 영상의 오른쪽 상단에 있다는 특성을 이용하여, 오른쪽 상단에서 발견된 keypoint만 비교 매칭하였다. [그림 7]은 keypoint p1, p2 사이의 거리를 계산하고, MAXDIFFER 이하인 경우만 매칭 카운트를 증가시키는 부분의 코드이다.

```
d=sqrt(pow(abs(p1.x - p2.x),2) + pow(abs(p1.y - p2.y),2));

if ( d < MAXDIFFER ) {
    matchCount++;
}
```

그림 7. 거리 함수

## 3. 실험

[표 1]은 실험에 사용한 모델 별 테스트 영상의 일부를 정리한 것이다. 실험에 사용한 모델은 100개 이고, 각 모델 별 테스트 영상을 모두 합한 개수는 4930개 이다. SIFT는 구현되어 공개된 버전을 사용하여 실험하였다 [5].

표 1. 모델 별 테스트 영상

모델 번호	모델 영상 (200 X 100)	테스트 영상 수	모델 번호	모델 영상 (200 X 100)	테스트 영상 수
1		39	6		369
2		235	7		251
3		8	8		425
4		127	9		259
5		73	10		153

[표 2]는 SIFT를 이용한 방법과 거리함수를 추가한 SIFT 방법을 이용하여 우편 영상의 송신자를 인식한 실험 결과이다. 거리 함수를 추가한 SIFT가 더 나은 성능을 보였다.

표 2. 송신자 인식 실험 결과

	SIFT	거리함수_SIFT
테스트 영상 수	4930	4930
정인식 된 영상 수	4909	4926
인식률(%)	99.57	99.89

[표 3]은 제안한 두 방법을 이용하여 우편 영상을 송신자 별로 분류하는데 소요되는 시간을 비교한 것이다. 실험은 테스트 우편 영상 1000개를 대상으로 하였고, 표의 소요 시간은 우편 영상 1개에 소요되는 평균 시간이다. 또한 [그림 8]은 [표 3]의 내용을 도식화한 것이다. [표 3]과 [그림 8]을 통해 거리함수를 추가한 방법이 소요 시간을 줄이는 데 효과적임을 알 수 있었다.

표 3. 송신자 분류 소요 시간 (s)

모델 수	SIFT	거리함수_SIFT
2	0.908	0.325
4	0.877	0.361
6	1.019	0.407
8	1.105	0.532
10	1.242	0.541
20	1.668	0.938
30	2.928	0.917
40	3.63	1.208
50	4.369	1.499
60	5.119	1.827
70	5.781	2.109
80	5.943	2.35
90	6.453	2.622
100	8.208	3.514

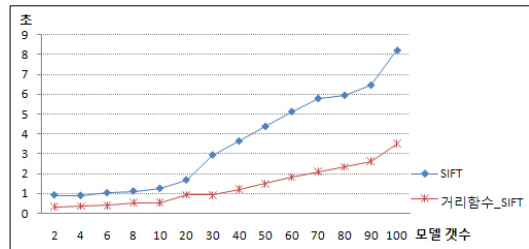


그림 8. 한 개의 우편 영상을 분류하는데 소요되는 시간

#### IV. 우편 영상의 송신자 모델 자동 등록 및 분류

##### 1. 자동 모델 등록 및 분류 알고리즘

[그림 9]는 적은 keypoint 수를 갖는 우편 영상이고, [그림 10]은 keypoint 수가 많은 송신자 영역을 갖는 우편 영상의 예다. 우편 영상의 송신자 영역은 부류 별로 keypoint 수가 다르고, 그에 따라 매칭되는 keypoint 수도 다르므로 매칭되는 카운트의 많고 적음을 가지고 분류하는 것은 문제가 있다. 따라서 자동 분류를 위해 부류별 매칭 keypoint 평균 값을 사용하였다. [그림 11]은 부류별 매칭 keypoint 평균 값을 사용한 분류 알고리즘을 설명하고 있다.



그림 9. keypoint 수가 적은 송신자 영역을 갖는 우편 영상



그림 10. keypoint 수가 많은 송신자 영역을 갖는 우편 영상

```
int classifyToModel(testImage)
{
    int maxIndex;
    struct feature * featureSet;
    int matchCount[mc];
    //모델별로 매칭되는 keypoint 수를 저장하는 배열

    sift_features(testImage, featureSet );

    for(i=0; i<mc; i++)
        matchCount=match(model[i], featureSet );

    maxIndex=maxMatch(matchCount);
    check=confidence(maxIndex, matchCount);
    if(check==true) {
        updateMeanMatch(model, max_index, max);
    }else maxIndex = -1;
    return maxIndex;
}
```

그림 11. 부류별 매칭 keypoint 평균값을 사용한 분류

**confidence()** : 모델 별 매칭되는 keypoint 개수에 대한 평균치가 있어, 이와 비교하여 설정된 범위를 벗어나면 기각시키고, 범위에 들어가면 해당 모델로 분류시킨다. 반환 값은 기각일 때는 false를 분류 확정일 때는 true를 반환한다.

**updateMeanMatch()** : 각 부류별로 매칭되는 keypoint 수의 평균값을 업데이트한다.

우편영상 송신자의 모델 자동 등록 및 분류 알고리즘의 전체 구조는 [그림 12]와 같다. 제안하는 알고리즘은 송신자 모델을 자동으로 등록하고, 우편 영상의 송신자 영역을 인식하여 송신자 모델 별로 자동 분류한다. 또한 주기적으로 발생 빈도수가 낮은 부류는 모델에서 자동 삭제하고, 모델로 등록되지 않아 Unknown 폴더로 분류되었던 우편물들도 주기적으로 등록된 모델들과 비교한 후 분류된다.

```
classify()
{
    int fileInputCount = 0; // 우편 영상 투입 수
    int mc = 0; // 모델 카운트

    mc= modelAllRegister();
    while( testImage!=null) {
        modelIndex = classifyToModel(testImage);
        if(modelIndex != -1) saveToClass (modelIndex, testImage);
        else{
            modelRegister();
            mc++;
        }
        if( fileInputCount%MODEL_CHECK_TERM== 0 ) {
            classifyUnKnown();
            mc = classSizeCheck();
        }
        fileInputCount++;
    }
}
```

그림 12. 자동 모델 등록 및 분류 알고리즘 전체구조

**modelAllRegister()** : 이미 모델로 등록되어져 있는 우편물이 있을 경우 모델 별 대표 우편 영상을 저장하고 있는 폴더 안의 우편 영상을 모두 모델로 등록한다. 함수의 반환되는 mc는 모델 개수를 의미한다.

**classifyToModel()** : 우편 영상의 송신자 영역을 인식한다. 반환되는 modelIndex는 인식된 결과인 모델의 index를 의미한다.

**saveToClass()** : 우편 영상을 인식된 송신자 부류로 저장한다.

**modelRegister()**: 우편 영상을 새로운 모델로 등록

한다. 따라서 새로운 모델이 등록된 후 mc 값을 하나 증가시킨다.

**classifyUnknown():** 발생 빈도가 너무 낮아 특정 모델로 분류되지 못한 우편 영상들을 분류한다.

**classSizeCheck():** 각 부류별로 분류된 우편 영상의 발생 빈도를 체크하여 설정한 개수 이하인 경우, 등록된 모델 리스트에서 삭제하고, 해당 부류 폴더안에 우편 영상들도 Unknown 폴더로 이동한다. 모델이 삭제되는 경우에 mc 값은 감소되어 반환된다.

**MODEL\_CHECK\_TERM:** 부류 발생 빈도가 낮아 의미없다고 판단되는 모델을 삭제하고, Unknown 폴더안의 우편 영상들도 재분류하는 시간 간격을 조절하는 값으로 사용자가 설정한다.

## 2. 실험

[그림 12]에서 소개한 송신자 모델 자동 등록 및 분류 알고리즘을 구현하여 실험하였다. [표 1]에 보였고, [표 2]와 [표 3]의 비교 실험에 사용하였던 테스트 영상 4930개를 사용하였다. 실험한 결과 모델 107개가 자동 등록되었으며, 수작업 분류 시 100 부류였던 테스트 영상은 107부류로 나뉘어 분류되었다. 다른 모델로 분류된 경우는 하나도 없었고, 9개의 테스트 영상이 Unknown에 분류되었다. [표 4]에는 한 개의 부류가 한 개 이상으로 나뉘어 등록된 경우의 모델 영상과 Unknown으로 분류된 테스트 영상들을 정리하였다.

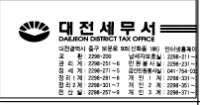


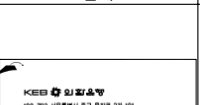
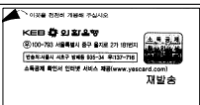
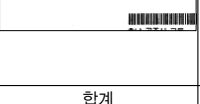
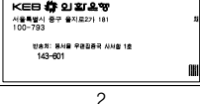

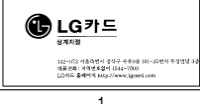
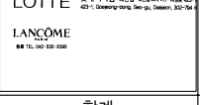

[표 4]의 1번~6번에는 한 개의 부류가 한 개 이상으로 분류된 경우를 나열하였다. 또한 1번, 7번~11번의 경우는 자동 등록된 모델과 매칭되지 않아 Unknown 부류로 분류된 경우를 나열하였다. 1번 ‘국민건강보험공단’의 경우, 인쇄 포맷이 서로 달라 3개의 부류로 자동 모델이 등록되어 분류되었고, 3개의 부류에도 분리되지 못한 3개의 영상이 Unknown으로 분류되었다.

수작업 분류 시, 로고 등의 유사성을 보고 판단하여 같은 부류로 분류했던 경우가 모델 자동 등록 및 분류 실험을 통해 정확하게 분리되어 분류되는 것을 볼 수 있었다.

표 4. 송신자 모델 자동 등록 및 분류 실험 결과

번호	영상 수	등록된 모델	분류 수	Unknown 으로 분류된 테스트 영상
1	39		10	
			20	
			6	
		합계	36	3
2	215		129	
			86	
		합계	215	
3	89		6	
			83	
		합계	89	
4	178		176	
			2	
		합계	178	
5	4		2	
			2	
		합계	4	
6	10		8	



			2	
		합계	10	
7	235		234	
		합계	234	1
8	259		257	
		합계	257	2
9	50		49	
		합계	49	1
10	67		66	
		합계	66	1
11	7		6	
		합계	6	1

### V. 결론

이 논문은 우편 영상의 송신자의 인식 및 분류를 위한 알고리즘을 제안하였다. SIFT를 사용하여 우편 영상의 송신자를 인식하는 방법과 인식 성능과 SIFT의 시간적인 면을 고려하여 거리함수를 추가하여 개선된 방법을 제안하였다. 두 방법을 소요 시간과 성능을 비교 실험하여, 개선된 방법이 시간을 단축하면서 성능도 우수한 방법임을 보였다. 또한 송신자 모델의 수작업 등록의 번거로움 및 응용의 편리를 위해 자동 모델 등록 및 분류하는 방법 또한 제안하였다. 실험 결과 자동 모델 등록 및 분류에 좋은 결과를 보였다.

### 참고 문헌

- [1] 우정사업본부, “한국우정백서 (2001~2007)”, 2007(11).
- [2] K. John, “Postal Automated Redirection System”, USPS, 2009(5).
- [3] G. L. David, “Object Recognition from Local Scale-Invariant Features”, International Conference on Computer Vision, pp.1150-1157, 1999(9).
- [4] G. L. David, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, International Journal of Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.
- [5] <http://web.engr.oregonstate.edu/~hess/index.html>,

### 저자 소개

김영원(Young Won Kim)

정회원



- 2001년 2월 : 전북대학교 컴퓨터 과학과 졸업(학사)
- 2003년 2월 : 전북대학교 컴퓨터 정보학과 졸업(석사)
- 2006년 8월 : 전북대학교 컴퓨터 통계정보학과 졸업(박사)

• 2006년 9월 ~ 2007년 6월 : 전북대학교 BK21 사업단 Post-Doc

• 2007년 7월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 우정물류 기술연구부 선임연구원

<관심분야> : 문자인식, 패턴인식, 유전 알고리즘, 컴퓨터비전, 워터마킹

## 장 승 익(Seung Ick Jang)

정회원



- 2000년 2월 : 연세대학교 전산학과(이학사)
- 2002년 2월 : KAIST 전산학과(공학석사)
- 2002년 2월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 우정물류기술연구

부선임연구원

&lt;관심분야&gt; : 패턴인식, 영상처리

## 이 성 준(Seong-Jun Lee)

정회원



- 1998년 2월 : 서울대학교 수학과(이학사)
- 2000년 2월 : 서울대학교 경영학과(경영학석사)
- 2003년 2월 : 서울대학교 산업공학과(공학박사)

- 2003년 5월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 우정물류기술연구부 선임연구원

&lt;관심분야&gt; : 투자/경제성 분석, 우편 자동화 및 프로세스, 주소/우편번호