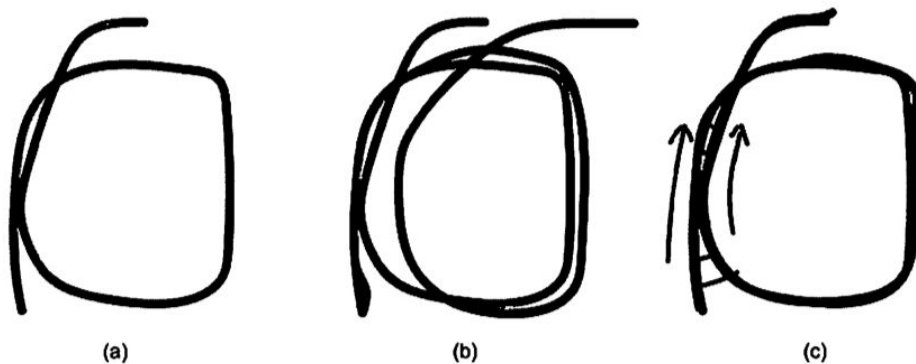


# Loop Closure Detection

2019/03/31  
Jungju Oh

# Loop Closure Detection

- Frontend: Feature 추출, 궤적/맵의 초기값 제공
- Backend: 데이터 최적화
- 인접 frame들의 관계만 고려하면 생성된 에러들이 누적됨  
→ 장기 추정에서의 부정확한 결과, 전체적으로 일관되지 않은 결과



# Loop Closure Detection

- Backend - 사후 오류 추정, but...
- Good models + Bad data = Bad analysis
- Loop closure detection: provide long-term constraint
  - e.g., 순서상 멀리 떨어져 있는 노드인  $x_i - x_{100}$  사이의 포즈 변환
  - 카메라가 같은 장소를 지나 유사 데이터를 수집
  - 어떻게 동일한 장소를 통과하는 카메라를 효과적으로 감지할 수 있을까?
- Loop Closure Detection: SLAM 시스템의 매우 중요한 부분
  - Better closure detection  $\rightarrow$  Better input to backend pose graph  $\rightarrow$  better output
  - 추정된 궤적과 시간의 경과에 따른 맵의 정확성에 영향을 미침
  - 전체 SLAM의 정확성/견고성 향상
- VO: front + backend, local consistency
- V-SLAM: VO + loop closure/global backend, global consistency

## How Loop Closure Detection Works?

- Easiest way: any two images  $\rightarrow$  feature correspondence  $\rightarrow$  are they similar?
- 임의의 두 이미지가 루프 백을 가질 수 있습니다  $\rightarrow O(n^2)$
- Random sample: 과거 데이터를 임의로 추출하고 루프백 탐지
- 데이터가 증가할수록 루프로 판단한 확률 감소  $\rightarrow$  탐지 효율이 떨어짐
- Odometry 기반
  - 현재 카메라가 이전 위치 근처의 위치로 이동하면 루프백 관계가 있는지 여부가 감지
- Appearance 기반
  - 두 이미지의 유사성을 기반으로 Loop closure detection 관계 결정
  - 이미지의 유사성?

## 이미지 유사성

- 이미지의 유사성 as  $s(A, B) = \|A - B\|$ . ?
- Why not?
  - 주변 조명과 카메라 노출에 의해 영향을 많이 받음
  - 작은 카메라 화각의 변화도 화상 내에서 물체의 화소를 바꾸어 큰 차이값 초래
- Not practical: 실제로는 매우 유사한 이미지의 경우에도  $A-B$ 는 종종 큰 값을 얻음 → 이미지들 사이의 유사성을 잘 반영하지 않음
- Then, what is “Good” and “Bad”?



# Precision and Recall

- Loop closure detection algorithm should...
  - 두 이미지가 같은 장소에서 찍혔으면  
→ Should tell "This is loopback"
  - 두 이미지가 다른 장소에서 찍혔으면  
→ Should tell "This is not loopback"

계산 \ 실제	Loopback	Not loopback
Loopback	True Positive	False Positive
Not loopback	False Negative	True Negative



False Positive



False Negative

# Precision and Recall

- High TP, TN, Low FP, FN
- Precision:  $TP / (TP+FP)$  - how many selected items are relevant?
  - 정확도는 알고리즘에 의해 추출된 모든 루프 판단들이 실제로 진짜 루프일 가능성을 설명
- Recall:  $TP / (TP+FN)$  - how many relevant items are selected?
  - 회수율은 모든 실제 루프들이 정확하게 감지 될 확률

계산 \ 실제	Loopback	Not loopback
Loopback	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Not loopback	False Negative (FN)	True Negative (TN)

# Precision and Recall

- Why do we care?
  - 대개 Precision과 Recall은 상보적
  - 엄격한 알고리즘 (높은 threshold) → 적은 루프 탐지 → 정확도 향상/회수율 감소
  - 느슨한 알고리즘 (낮은 threshold) → 탐지된 루프 증가 → 회수율 향상/정확도 감소
- Precision-Recall curve
  - 알고리즘의 품질을 평가하기 위해  
다양한 매개 변수에서 Precision과 Recall값을 테스트
  - 좋은 알고리즘은 높은 회수율에서 높은 정확도를 보장
  - SLAM: 높은 정확도, 적절한 리콜
    - 잘못 감지된 루프는 최적화를 망칠 수 있음
    - 회수율이 낮으면 루프의 대부분이 감지되지 않음  
→ 누적 오류의 영향을 받으나 한두개 루프백으로 수정 가능

