



발표 대본

1p

발표 시작하겠습니다.

오늘은 2015년도에 발간된 'ShopMiner: COTS RFID 디바이스를 통한 의류 매장에서의 고객 행동 마이닝' 논문에 대해 발표하겠습니다.

2p

목차는 다음과 같습니다.

먼저 본 논문의 저자분들을 소개하고, 이어 제안된 프레임워크의 적용 범위 및 설계 방식을 소개하겠습니다. 마지막으로 프레임워크의 구현 및 평가, 관련 작업, 그리고 결론 순으로 진행하겠습니다.

3p

먼저 IEEE(아이 트리플 이)와 각 대학의 홈페이지를 통해 확인할 수 있었던 본 논문의 저자분들에 대한 내용입니다. 저자 소개 순서는 논문에 기재된 순서대로 진행하겠습니다.

론펬이 박사님께서서는 홍콩과학기술대학에서 박사 학위를 받으셨으며, 현재는 미국 펜실베이니아 소재의 피츠버그 대학 컴퓨터과학부의 조교수로 재직 중입니다. 연구 관심사는 IoT 응용 프로그램 개발, 네트워크 스택 최적화, 그리고 저전력 IoT 하드웨어 설계입니다. 아래와 같이 관련 논문들을 집필하신 바가 있습니다.

4p

다음으로 조우 박사님께서서는 2015년 홍콩과학기술대학에서 박사 학위를 취득하셨습니다. 현재는 싱가포르 경영대학교의 정보시스템학부에서 조교수로 재직 중입니다. 연구 관심사는 모델 압축 및 기계 연합 학습이며, 아래와 같이 관련 논문들을 집필하셨습니다.

5p

샤오룽 박사님께서서는 2011년 중국 대련에 위치한 대련공과대학에서 학사, 2015년 홍콩과학기술대학에서 박사 학위를 취득하셨습니다. 현재는 중국에 위치한 베이징 우편전자 대학에서 컴퓨터 과학부의 부교수로 재직 중입니다. 동시에 지능형 통신SW 및 멀티미디어 베

이징 중심 연구소의 연구원을 겸임하고 계십니다. 주된 연구 관심사는 사물인터넷, 무선 네트워크, 그리고 만능 컴퓨팅 등이며, 아래와 같이 관련 논문들을 집필하셨습니다.

6p

레이양 박사님께서서는 2007년에 중국의 우한대학교에서 전자공학 학사, 2010년 중국 계산기술연구소에서 컴퓨터 과학 석사 학위를 취득하셨습니다. 이후 2014년 홍콩 폴리텍닉 대학에서 컴퓨터 과학박사 학위를 취득하셨습니다.

박사 학위 취득 이후 홍콩 폴리텍닉 대학의 컴퓨터학부의 연구원으로 재직한 이력이 있으며, 이후 2016년 중국 남부 공과대학에 합류하셨습니다.

그 후 현재까지 중국 남부 공과 대학의 SW공학학부에서 교수로 재직 중이십니다.

관심 연구분야는 클라우드 및 엣지 컴퓨팅, 분산 기계 학습이며, 아래와 같이 관련 논문들을 집필하셨습니다.

7p

다음으로 윤하오 박사님께서서는 중국 청화대학교 자동화학부에서 학사, 중국의 베이징 외국어 대학에서 첫 번째 석사 학위를 취득하셨습니다. 이후 미국의 미시건 주립 대학교에서 컴퓨터 과학 및 공학 석박사 학위를 취득하셨습니다. 현재는 청화대학교 자동화학부 교수와 GIX의 학장을 겸임하고 계십니다. 관심 연구 분야는 무선 네트워크와 IoT이며, 아래처럼 관련 논문들을 집필하셨습니다.

8p

한진송 박사님께서서는 2007년 홍콩 과학기술대학에서 컴퓨터 과학 박사 학위를 취득하셨습니다. 현재는 저장대학교의 사이버 과학기술학부 교수로 재직하고 계시며, ACM의 고급 회원이기도 하십니다. 연구 관심사는 사물인터넷 보안, 스마트 센싱, 무선 및 모바일 컴퓨팅이며 아래와 같이 관련 논문들을 집필하셨습니다.

9p

고객이 쇼핑 도중 클릭한 스트림과 장바구니 내역 등의 데이터들을 일명 ‘쇼핑 행동 데이터’라고 합니다. 이들은 온라인 쇼핑물 규모 증가에 따라 마케팅 및 상품 판매의 효과 이해에 있어 매우 중요한 요소로 부상하였으며, 해당 데이터를 기반으로 고객 행동을 파악할 수 있는 많은 방법론이 제안되었습니다. 하지만 이러한 온라인 시장의 현황에 비해 오프라인 의류 상점 운영자들이 효과적으로 이용할 수 있는 종합적인 쇼핑 행동 식별법은 부족하다는 문제가 제기되었습니다.

하여 본 논문의 저자들은 효율적으로 고객의 쇼핑 행동을 감지하는 ShopMiner라는 프레임워크를 제안하였고, 보다 자연스러운 데이터 수집을 위해 고유한 공간과 시간의 상관관계를 활용하였을 것이라고 추측하였습니다.

제안된 프레임워크는 수동 RFID 태그의 백스캐터 신호를 활용하여 고객이 주목한 의류를 감지하고 기록할 수 있는 방법을 제시하고 있습니다. COTS RFID 리더 및 4개의 안테나를 사용하여 ShopMiner의 프로토타입을 구현하고, 전형적인 실내 환경에서 효과를 테스트한 결과 고객 쇼핑 행동 식별에서 높은 정확도와 효율성을 달성하였다고 본 논문에서 언급하였습니다.

10p

앞서 말씀드렸듯 스트림과 장바구니를 분석함으로써 고객의 쇼핑 행동을 쉽게 파악할 수 있지만, 오프라인 매장을 운영하는 판매자들은 여전히 포괄적인 고객 행동 식별을 위한 효과적인 방법이 없었습니다. 이전까지 즉시 제공되는 유일한 정보는 판매 기록뿐이었습니다. 이는 고객이 체크아웃하기 전 어떻게 상점을 찾아다닐지, 어떤 제품에 관심을 갖는지, 그리고 어떤 제품을 어떻게 매칭하는지 등의 고객 행동을 반영하지 못한다는 한계가 있었습니다.

이러한 애로사항을 해결하기 위해 두 가지 대안이 제안되었습니다. 첫 번째로 모니터링용 비디오 카메라가 도입되었습니다. 하지만 이 방법은 동작을 인식하고 분석하기 위해 복잡한 컴퓨터 시각 구현이 필요했습니다. 또 비디오 기반 방법은 혼잡한 의류 매장의 비가시선 (NLOS) 환경에 취약하다는 결정적인 결함이 있었습니다.

아래 그림은 비가시선 환경에 대한 이해를 위해 해당 논문에서 발췌한 자료입니다. 여기서 비가시선 환경이란 무선 통신에서 직선적인 시야가 없는 환경을 나타냅니다. 무선 통신에서는 발신기와 수신기 간에 직접적인 시각 연결이 있을 때 성능이 최적화되지만, 실제 쇼핑 환경에서는 장애물 등의 요인으로 인해 직선 시야가 제한될 수 있습니다.

또 다른 방안으로는 경로별 통행자 수를 기반으로 주목도를 산출하는 방법이 제안되었습니다. 해당 방식은 상점 내에서 고객의 경로를 추적하여 인기 구역과 제품을 식별하는 방식으로 진행됩니다. 하지만 이러한 접근 방식은 제품 검색 및 시착 등 구체적 쇼핑 행동과 관련된 고품질 정보 제공에는 어려움이 있다는 한계가 있었습니다.

11p

본 논문에서는 이러한 문제 해결을 위해 COTS RFID를 활용한 쇼핑 행동탐지법을 제안하고 있습니다. 여기서 COTS란 제품이 상업적으로 거래될 수 있음을 의미합니다.

RFID, 즉 ‘라디오 주파수 식별’은 물체를 고유하게 식별하기 위해 전자기 스펙트럼의 라디오 주파수 부분에서 전자기적 결합을 활용하는 무선 통신의 한 형태를 말합니다. 본 그림은 하단의 논문에서 발췌한 간단한 시나리오로, RFID의 작동 원리를 다루고 있습니다.

RFID 시스템의 주요 구성 요소는 태그와 리더로 이루어져 있습니다. 여기서 태그는 물리적 물품에 부착되어 라디오 파장을 통해 데이터 신호를 전송하는 소형 칩을 의미합니다. 하단 그림 2에서 ‘트랜스폰더스’로 기재되어 있는 요소가 바로 태그입니다. 데이터 신호는 인터레이터 또는 리더에게 전송되며, 이들은 태그의 데이터를 받아 해석하는 방식으로 동작합니다.

12p

본 논문에서는 소비자의 기본 행동과 관련된 3가지 주요 요소가 등장합니다. 먼저 인기 카테고리 고리는 고객이 자주 본 의류를 나타내는 요소입니다. 고객은 자신의 취향과 일치하는 아이템에 더 많은 관심을 기울이기 때문에, 인기 카테고리 데이터는 고객의 취향을 나타내어 소매업자의 거래 전략에 중요한 정보를 제공할 수 있습니다.

다음으로는 핫 아이템이 있습니다. 핫 아이템은 고객이 같은 상품을 처음 봤을 때와 다시 보았을 때 이에 대해 더 깊은 관심을 보이는지 여부를 나타내며, 같은 항목을 다시 집거나 지속적으로 뒤집어 본 의류가 위 항목에 속합니다.

마지막으로 관련 아이템이 있습니다. 이는 특정 상품과 함께 자주 매치되는 의류를 나타냅니다. 이는 소매업자가 고객의 쇼핑 습관을 추론하고, 번들 판매 전략을 도입하여 수익을 증진시킬 수 있도록 할 수 있습니다.

이러한 포괄적인 쇼핑 데이터는 고객이 어떤 상품을 둘러보고 관심을 보이며, 어떤 항목들을 함께 매치하는지를 나타냅니다. 이 세 가지 종류의 쇼핑 데이터를 판매 기록과 함께 분석함으로써 판매자는 깊은 비즈니스 가치를 얻을 수 있다고 본 논문에서 밝혔습니다.

13p

본 논문에서는 의류 매장에 ShopMiner를 설치하면 신체 측정기 없이도 쇼핑 중 고객의 행동을 모니터링할 수 있다고 언급하였습니다. 아래의 그림 3은 본 논문에서 발췌한 자료로, 해당 모델에서 집중한 결제 전 의류 매장에서의 일반적인 쇼핑 과정을 보여주고 있습니다.

해당 과정은 상품을 둘러보고 매력적인 상품 앞에 가만히 서 있는 a 단계, 집거나 뒤집어 보며 관심 있는 상품을 살펴보는 b와 c 단계, 원하는 상품을 꺼내 피팅룸에서 입어보는 d 단계로 이루어집니다.

본 논문에서는 이 단계들이 포괄적인 데이터를 포함하고 있기에, 의류 간 암묵적인 상관관계를 파악하여 연계 프로모션을 채택하는 등 판매자의 전략을 최적화하는 데 도움이 될 수 있음을 강조하였습니다.

14p

다음으로 ShopMiner의 설계와 처리 흐름에 대한 보다 심층적인 내용입니다. 본 논문에서는 각 상품에 패시브 태그가 부착되어 있다고 가정하고 있기에, 이에 유의하여 살펴보았습니다.

이전 12페이지에서 본 논문에서 주목한 소비자의 주요 행동과 연관된 3요소를 알아보았습니다. 인기 카테고리, 핫 아이템, 연관 아이템이 바로 그들이었는데요, 지금부터는 각 요소들이 ShopMinder라는 프레임워크에서 어떻게 처리되는지에 대해 알아보겠습니다.

지금 보시는 내용은 각 요소의 탐지 및 검출에서 본 논문이 주목한 항목들을 담고 있으며, 아래 순서대로 발표를 진행하겠습니다.

15p

먼저 인기 카테고리 탐지에 있어 집중한 첫 번째 요소는 인체의 새도잉 효과입니다. 하단의 그림 4의 a는 고객이 상품 앞에 서있는 상태를 나타내고 있습니다. A1, 2, 3는 리더 안테나이고, M1, 2, 3는 상품입니다. 앞서 다룬 RFID의 주 요소 중 리더와 태그가 있었는데요, 여기서 상품에 데이터 전송하는 태그의 역할을 하게 됩니다. 이와 같은 경우 인체가 리더 안테나들과 초점이 맞춰진 상품 사이의 LOS 링크를 자연스럽게 차단하게 되며, 이렇게 발생하는 LOS 차단을 인체의 새도잉 효과라고 합니다.

인체의 새도잉 효과를 높게 받은 상품은 고객이 해당 상품 앞에서 장시간 머물렀다는 것을 의미합니다. 이는 곧 해당 정보가 카테고리의 인기도를 판단할 수 있는 척도로 사용할 수 있음을 시사합니다. 본 논문에서도 상품과 안테나 링크의 RF 신호 변화를 살펴봄으로써 인기 카테고리를 식별하고 있습니다.

16p

해당 논문에서는 도식적인 측정을 위해 사무실 환경에 한 상품당 3개씩, 총 48개의 백스캐터 통신 구성 요소를 배치하였습니다. 하단의 그림 4의 b에서 해당 내용을 확인할 수 있습니다. 여기서 백스캐터란 RFID 시스템에서 주로 활용되는 무선 통신 기술 중 하나로, 신호를 반사하여 데이터를 전송하는 방식입니다.

아래 그림 5는 본 논문의 핵심 용어인 백스캐터에 대한 이해를 위해 아래 논문에서 발췌한 자료입니다. 기본적인 백스캐터 동작은 인가, 태그의 수신 및 반사, 리더기의 수신으로 이루어 집니다. 먼저 RFID 리더기가 태그에게 특정 주파수의 무선 신호를 보냅니다. 그 후 태그는 이 신호를 수신하고, 수신한 에너지를 이용하여 데이터를 포함한 새로운 신호를 반사합니다. 마지막으로 리더기가 반사된 신호를 수신하고, 태그에 저장된 정보를 해석하여 데이터를 추출합니다.

본 논문의 실험에서는 상업용 RFID 리더인 Impinj R420가 수신기로서 작동합니다. 여기서 Impinj R420은 RFID 특화 기업인 Impinj의 제품으로, UHF RFID 리더의 일종입니다. UHF RFID 리더란 말 그대로 UHF 주파수 대역인 300메가헤르츠에서 3기가 헤르츠 사이의 주파수에서 동작하는 리더를 의미합니다. 이런 UHF 리더는 대규모 데이터 수집과 빠른 읽기 속도를 지원하여, 본 논문과 유사한 환경에서 효과적으로 사용될 수 있는 것이 특징입니다.

17p

효과 측정은 아래 3 단계를 거쳐 진행되었으며, 이에 따라 위상을 측정하고 시간적 변화를 탐색하였습니다.

1. 먼저 사람이 그림 4의 b 처럼 트레일 1번을 따라 걷습니다.
2. 걷다가 4번 상품, 즉 M4를 만나면 약 8초 동안 정지합니다.
3. 8초가 지나면 다시 원래 경로를 따라 이동합니다.

여기서 측정된 값 중 ‘위상’이라는 개념이 등장합니다. 위상은 파동 시작점으로부터의 상대적인 위치를 나타내는 물리적인 개념입니다. 해당 논문에서는 이를 초기 상태로부터의 변화량 개념으로 접근하였으며, 아래 그림 5에서 측정 결과를 보여주고 있습니다. 가로축이 시간, 세로축이 위상값입니다.

위상 측정 대상이 된 상품은 4,5,6, 그리고 7번입니다. 자료 6번을 보면, 초기 4초 동안에는 모든 상품의 위상이 일정하게 유지되는 것을 확인할 수 있습니다. 이는 1번 과정에서 나타나는 결과이며, 송수신기 사이 장애물이 없는 상태가 유지되고 있음을 의미합니다. 4초부터 12초 사이 4번 상품을 보면 위상이 상승한 채 유지되는 양상을 확인할 수 있습니다. 이는 2번 과정에서 나타나는 결과이며, 사람이 송수신기 사이에서 LOS 링크를 차단하고 있음을 나타냅니다. 마지막 6초 이후 시간대의 경우 5,6,7번 그래프의 위상이 순서대로 변하는 것을 확인할 수 있습니다. 이는 과정 3에 해당하는 결과로, 사람이 5, 6, 7번 상품 앞을 순차적으로 지나가기 때문에 발생하는 변화입니다.

위와 같은 분석을 통해, 인체의 새도잉 효과의 가시적인 파급력이 인기 카테고리 발견에 기여할 수 있음을 본 논문에서 밝혔습니다.

18p

인기 카테고리 발견을 위한 두 번째 방법은 바로 다중 경로 효과를 이용하는 것입니다. 일반적으로 신호는 하나의 경로가 아닌 여러 경로로 전파됩니다. 아래 그림 4의 a에서도 직선 경로뿐 아니라 주황색 경로들을 통해서도 신호가 전송됨을 확인할 수 있습니다.

다중 경로 효과란 말 그대로 무선 통신에서 신호가 여러 경로를 통해 송수신되는 현상을 나타냅니다. 일반적으로 이는 신호가 반사, 굴절, 산란 등에 의해 다양한 경로를 따라 도달할 때 발생합니다. 이러한 다중 경로로 인해 신호는 여러 개의 버전이 수신기에 도달하게 되며, 이로 인해 신호의 강도나 위상이 각 경로에 따라 변할 수 있습니다.

본 논문에서 집중한 것은 인체 새도잉 효과와 다중 경로 효과로 인해 발생하는 위상 변화값의 차이입니다. 다중 경로 효과로 인한 변화는 LOS가 직접 차단되었을 때 발생하는 변화값과 비교하였을 때, 유의미하게 적은 값을 보입니다.

19p

다음은 본 논문에서 진행한 위상값 비교 실험의 상세한 내용입니다. 먼저 3명의 사람이 10분간 트레일 1번과 2번에서 이동합니다. 사람들이 이동하며 발생하는 위상을 일전에 설치한 48개의 백스캐터 통신 구성 요소를 통해 기록합니다. 해당 실험에서 2만개 이상의 위상 측정값이 기록되었고, 본 논문에서는 무작위 5가지 상품에 부착되어있던 태그를 선택하여 그들의 변화에 집중하였습니다.

그림 7은 각 요소의 위상값 분포를 나타낸 그래프로 가로축이 위상, 세로축이 상대적인 비율을 나타내고 있습니다. 가로축에 기재된 0에서 2파이는 결과값을 0에서 360도 범위의 각도로 표현하였음을 의미합니다.

자료 8을 보면 위상값은 직진성을 띤 채 지속적으로 변하며, 최종적으로 그림 7의 가우스 분포와 유사한 형태를 이루는 것을 확인할 수 있습니다. 가우스 분포에서 양 끝 꼬리는 특이하거나 발생 빈도가 낮은 상황, 중심은 상대적으로 빈번하게 발생하는 상황을 의미합니다. 이러한 가우스 분포의 특성을 통해 특이하거나 발생 빈도가 낮은 상황은 고객이 상품 앞에 서있는 특이 상황을 의미함을 파악할 수 있습니다. 반면 상대적으로 빈번하게 발생하는 상황은 별도의 장애물 없이 원활하게 다중 경로를 통해 효과를 내고있는 상황을 나타낸다는 것 또한 파악할 수 있었다고 본 논문의 저자들은 언급했습니다.

이처럼 위상 변화값을 추적해보면 해당 위상 변화가 어느 요인으로 인한 것인지를 파악할 수 있습니다. 이를 통해 실제 사람에 의한 LOS 차단률이 높은 상품만을 인기 카테고리로서 분류할 수 있습니다.

20p

인기 카테고리 탐색을 위한 마지막 방안으로는 검출 체계를 이용하는 방법이 있습니다. 본 논문에서는 시간을 연속적인 창으로 분할하고, 시간에 따른 연속 이미지 프레임 간 위상 변화가 현저히 큰 전경 픽셀에 주목하였습니다.

먼저 ShopMiner는 위상 변화를 여러 프레임으로 분할하고, 각 프레임에 $m \times d$ 개의 픽셀을 할당했습니다. 여기서 m 은 리딩 존에 있는 태그 수를, d 는 프레임 길이를 의미합니다. 본 논문에서는 계산 효율과 세밀성의 균형을 위해 d 를 50으로 설정했다고 언급하였습니다. 식 H0과 H1에 있는 r of i, j 는 화소값을 나타냅니다. r of i, j 에서 j 는 위상이 측정된 태그가 위치한 창의 번호이고, i 는 태그의 순번을 의미합니다.

위상 양상을 프레임으로 분할한 후, 본 논문에서는 각 프레임의 픽셀 값을 한 줄씩 분석했습니다. 배경 분포와 일치하는 픽셀 값은 배경, 그렇지 않은 값은 전경으로 간주했습니다. 여기서의 전경 픽셀은 쉽게 말해 사람이 물건 앞에 서서 LOS를 가리는 경우 보여지는 픽셀을 말합니다. 이전 19p에서 위상 변화 측정값이 결과적으로 가우스 분포를 따른다는 결과를 확인한 바 있습니다. 이에 따라 본 논문에서는 m 개의 가우시안 모델을 생성하고, 각각 하나의 태그에 할당하였습니다. 이후 각 픽셀을 해당 분포와 비교하였고, 결론적으로 위와 같은 가설 검정을 수립하였습니다.

21p

다음 0번 수식 속 H0과 H1은 본 논문에서 수립한 가설검정식입니다. 가설 검정은 주어진 데이터를 사용하여 어떤 주장이나 가설이 옳은지 여부를 통계적으로 판단하는 통계법 중 하나입니다. 보통은 대립과 귀무 이 2가지 가설을 비교하여 어느 하나가 더 적절한지를 결정합니다. 여기서 귀무가설은 전경을 나타내는 H0, 대립가설은 배경인 H1입니다. 참고로 귀무가설은 실험 결과에 대한 기준이 되는 가설입니다. 반면 대립 가설은 저희가 입증하거나 증명하고자 하는 가설입니다. 만일 귀무 가설이 거부되면, 대립 가설이 받아들여지는 원리로 판단이 이어집니다. 본 식은 주어진 픽셀값 r of i, j 에 대해 엔 아이, 뮤 아이, 시그마 제곱($N(\mu_i, \sigma_i^2)$)이 태그 i 의 가우시안 모델이라고 가정할 때 수립되었습니다.

본 식의 k_i 는 샘플 크기를 나타내며, 유의 수준 파라미터 알파는 0초과 1미만으로 설정되었습니다. 뮤 아이부터 2분의 제트알파는 신뢰수준 1 마이너스 알파의 신뢰 구간을 나타냅니다.

만일 하나의 프레임에서 i 번째 행의 픽셀 80% 이상이 전경으로 감지될 경우, 태그와 리더 안테나 간 모든 링크가 신체에 의해 차단된 것으로 간주합니다. 이번에는 카테고리 항목을 보다 명확하게 분류하기 위한 또 다른 가설검정식이 등장합니다. H_0 은 인기 카테고리, H_1 은 비인기 카테고리를 나타냅니다.

식 속 s_i 는 태그의 링크가 신체에 의해 차단된 연속적인 프레임의 수를 나타내며, 세타는 사전에 정의된 임계값을 의미합니다. 고객들이 자연스럽게 인기 항목 앞에서 잠시 멈추기 때문에, 이러한 태그와 안테나 간의 LOS 링크가 일정 시간 동안 차단된 상태가 유지된다는 것이 본 검출 체계의 근거입니다.

22p

다음으로는 3요소 중 두 번째인 핫 아이템을 식별하는 방법에 대한 내용입니다. 본 논문에서는 뒤집기와 잡기, 이 2가지 고객 행동에 의해 발생하는 위상 변화를 활용한 식별법을 제안하였습니다.

본 논문에서는 행동 식별을 위해 두 행위의 유사성과 차이성에 집중하였습니다. 먼저 유사성을 활용한 행동 식별에 대한 내용입니다. 해당 실험에서는 고객이 흥미있는 상품을 집거나 뒤집을 때마다 하나의 상품을 선택할 것이라고 가정하였습니다. 두 행위는 모두 상품의 상태를 정지에서 운동 상태로 변경합니다. 결과적으로 운동 상태의 상품은 격렬한 위상 변화를 경험하게 되는데, 이를 통해 정지된 상품과 자연스럽게 구분되도록 진행하였습니다.

실험은 총 2종류가 진행되었으며, 각 경우에 따라 상품의 위상 변화를 측정하였습니다. 첫 번째 실험의 고객은 5번 상품을 집어 들고, 가까이에서 자세히 살펴보고 다시 놓아두는 행위를 수행하였습니다. 두 번째 실험에서의 고객은 5번 상품을 뒤집어 앞면을 드러낸 상태에서 잠시 잡아두었다가 손을 놓는 행위를 수행하였습니다.

실험에 대한 결과는 아래 9번의 b와 같았습니다. 초반에는 모든 태그의 위상 변화가 안정된 상태를 유지하고 있습니다. 하지만 4초에 고객이 5번 상품을 집게 되면, 해당 상품의 위상 추이가 급격하게 변하는 것을 확인할 수 있습니다. 이런 급격한 변동은 12초에 고객이 다시 상품을 내려놓을 때까지 유지됩니다. 마찬가지로 9번의 c에서도 4초에 고객이 상품을 집었을 때 위상이 크게 변하는 것을 확인할 수 있습니다. 그 후 8초 대까지는 위상 추이가 안정된 모습을 보이는데, 이는 고객에 의해 상품이 정지된 상태로 들려있기 때문입니다. 그 후 고객이 상품을 내려놓으면 상품은 빠르게 원래 위치로 복구되어 격렬한 위상 변화를 일으킵니다.

위와 같은 결과를 통해 태그의 위상 추이를 관찰함으로써 두 동작을 감지하는 것이 가능하다는 것을 본 논문에서 입증하였습니다.

23p

다음으로는 두 행위의 차이점을 활용한 동작 식별에 대한 내용입니다. 두 행위는 고객이 고른 5번 상품과 나머지 상품이 얼마나 유사한 움직임을 보이는지를 기준으로 식별됩니다. 일반적인 의류 매장에서의 상품들은 그림 3처럼 서로 조밀하게 위치하여, 고객에게 측면이 보이도록 배치되어 있습니다. 따라서 고객이 특정 상품 5번을 집으면, 주변의 아이템이 의도치 않게 충돌하여 흔들림을 경험하게 됩니다. 이로 인해 다른 1,2,3,4번 상품은 5번 상품과는 상이한 위상 변동 경향을 나타내게 됩니다. 이는 자료 9의 b에서도 확인할 수 있습니다.

반면 고객이 특정 상품을 뒤집을 때, 해당 주변의 상품들도 미세하게 뒤집어져 유사한 움직임을 보이게 됩니다. 결과적으로 이런 행위로 인한 위상 변화는 특정 상품, 즉 5번과 유사한 위상 변화를 보입니다. 이는 자료 9의 c에서 확인할 수 있습니다.

결론적으로 고객의 선택을 받지 않은 상품들의 움직임이 선택을 받은 상품의 움직임과 유사할 경우에는 뒤집기, 그렇지 않은 경우에는 잡기 행위로 간주할 수 있습니다.

24p

위와 같은 분석을 기반으로 본 논문에서는 세분화 기반 행위 탐지 체계가 제안되었습니다. ShopMiner는 위상 트렌드에서 세분화를 수행하여 행동 발생여부를 감지합니다.

해당 체계에서는 위상 트렌드를 아래 2번 식으로 나타내었습니다. 여기서 N 은 이산 시간 지점입니다. 참고로 이산 시간 지점은 시간이 연속적이라고 생각되는 것이 아니라, 특정 간격마다 측정이 이루어진 시간 지점을 뜻합니다. 본 논문에서는 각 창 내에서 위상 값을 여러 bin으로 분류하고 각 창 내의 위상 값에 대한 이산 확률 분포 함수(PDF)를 얻었습니다. 두 연속 창 w_i 와 w_j 가 주어진 경우, P 와 Q 를 그들의 PDF로 두면 수식 3번과 같이 두 PDF의 KL-다이버전스를 계산할 수 있습니다.

여기서 KL-다이버전스는 두 확률 분포 간의 차이를 측정하는 지표로, 한 확률 분포에서 다른 확률 분포로 얼마나 많은 정보가 손실되었는지를 나타냅니다. ShopMiner는 동작이 발생하는 기간을 동작 기간으로, 그렇지 않은 기간을 조용한 기간으로 표시했습니다. 조용한 기간 동안의 위상 값은 상대적으로 안정된 수준을 유지하기 때문에, 해당 기간 내의 두 연속된 창 의 KL-다이버전스는 작습니다. 반면 1개 이상의 창이 동작 기간에 속하게 된다면, 두 창 의 확률 분포 함수는 차이를 보이며 큰 KL-다이버전스 값을 유발합니다.

ShopMiner에서는 수식 3번의 DKL p given q 를 통해 현재 창이 조용한 기간 내에 있는지 여부를 검사합니다. 조용한 기간에 속하는 모든 창을 탐색한 후, 이에 따라 동작 간격을 추출했습니다. 동작 간격은 시계열 데이터에서 특정 동작이 발생한 시간 구간을 나타내며, 이를 포함한 태그는 잡기 또는 뒤집기 동작이 발생했음을 시사합니다.

25p

다음으로 정밀도를 향상시키는 방법론에 대한 내용입니다. 24p에서 제안된 세분화 기반 방법은 위상 역학에 높은 민감성을 가져 동작을 효과적으로 감지할 수 있었습니다. 하지만 집기 & 뒤집기 동작 모두 주변 상품의 위상에 난류를 발생시켜 해당 변화도 세분화 기반 방법에 의해 감지될 수 있다는 문제가 존재합니다. 본 논문에서는 이러한 문제 해결을 위해 위상 추이의 통계적 특성을 활용하였습니다.

이 과정은 비주기성과 분산 비교 단계로 이루어져 있습니다. 먼저 비주기성에 대한 내용입니다. 그림 9의 검은색 선처럼, 리더 API에서 보고된 위상 값은 0부터 2π 까지의 주기적 함수 형태를 띄고 있습니다. 즉 위상 값이 0으로 감소하면 다시 2π 로 점프하고, 그런 다음 평소처럼 감소하는 흐름을 가지게 됩니다. 본 논문에서는 이러한 급격한 위상 변화를 '위상 호핑'이라고 명명하였습니다. 이어 이를 해결하기 위해 위상 호핑 발생 시 해당 위상 값에 2π 를 더하거나 빼는 방식을 도입했습니다.

9번 자료에서 해결법 도입 전과 후를 보여주고 있습니다. 상단의 검은 선 부분은 도입 전으로, 위상 호핑 현상이 해결되지 않은 상태입니다. 반면 하단의 적색 선 부분은 값 조정 방식을 도입하여 위상 호핑 현상을 해결한 후 안정적인 위상 추이를 보여주고 있습니다.

두 번째로 분산 비교 단계에 대한 내용입니다. 이전 내용에서 세분화 단계에서 m 개의 태그가 감지된 것으로 가정했으며, 각 태그 i 에 대해 동작 기간 내의 위상 샘플을 수식 4번과 같이 나타내었습니다. 여기서 N_i 는 샘플 그룹의 길이를 의미합니다. 그룹 길이는 다중 경로 자체 간섭 및 ALOHA 프로토콜의 무작위 접근 원칙으로 인해 태그마다 다를 수 있습니다.

여기서 다중 경로 자체 간섭이란 무선 통신에서 주파수가 여러 경로를 통해 도달하여 서로 간섭이 발생하는 현상을 나타냅니다. ALOHA는 무선 네트워크에서 여러 사용자가 자원을 공유할 때 충돌을 최소화하기 위한 프로토콜 중 하나입니다. 이러한 알로하의 무작위 접근 원칙은 사용자들이 자원에 접근할 때, 일정 확률 분포를 사용하여 충돌을 방지하려는 원칙을 의미합니다.

하여 본 논문에서는 각 샘플 그룹을 총 N 개의 프레임으로 분할하였고, 각 프레임의 길이를 0.1초로 설정하였습니다. 추가적으로 여러 샘플이 한 프레임 내에 있을 경우를 고려하여 이들의 평균치 s 제로 j 를 계산하고, 이를 해당 프레임의 위상값으로 사용하였습니다. 그 후 수식 5번과 같이 S_i 의 분산을 연산하였습니다. 해당 수식에서 μ 는 이전에 계산한 S 제로 j 들의 평균을 의미합니다.

각 태그의 분산을 계산한 후, 가장 높은 분산을 가지는 태그를 선택된 상품으로 표시하였습니다. 주변 항목의 움직임은 손님의 동작에 의해 간접적으로 촉진되며, 촉진된 움직임은 옷에 흡수되어 시간이 경과함에 따라 감소하게 됩니다. 결과적으로 선택된 항목은 그렇지 않은 항목들보다 높은 난류를 경험하게 되며, 더 큰 분산을 나타내게 됩니다. 따라서 해당 값을 통해 항목의 선택 여부를 판별할 수 있다는 것이 해당 단계의 핵심입니다.

26p

선택된 태그를 발견한 후에는 고객의 행동을 구별하는 과정이 필요합니다. 23 페이지에서는 선택된 상품과 주변 상품의 위상 변화 양상을 비교하여 해당 행위의 종류를 식별한다는 내용을 다루었습니다. 이번 장에서는 이에 대해 보다 더 수식적인 부분을 포함하여 알아보겠습니다.

23페이지의 내용을 복기해보면, 인근 상품의 위상 변화는 뒤집기의 경우 유사한 변동을 보이지만, 집기의 경우 다르게 나타난다는 내용이 있었습니다. 본 논문에서는 각각의 위상 트렌드에서의 지역적 차이를 보다 가시적으로 관찰하기 위해 해당 변화를 일정한 기준에 맞춰 정규화하였습니다. 그림 9의 d에서 해당 과정의 산출물을 확인할 수 있습니다.

그 후, 이러한 m 개의 위상 변화를 연속적인 하나의 추이로 분할하고 이를 수식 6처럼 표시합니다. 그런 다음 수식 7처럼 S 에 대한 자기 상관 분석이 수행됩니다. 여기서 "자기 상관 분석이 수행되었다"는 말은, 주어진 데이터에서 각 시간 지점 간의 관련성을 측정하는 과정을 거쳤다는 것을 의미합니다. 주어진 자기 상관 계수는 수식 7번과 같습니다. '뮤 케이 타우'와 '시그마 케이 타우'는 각각 위상 샘플 s_k 부터 ' s_k 플러스 타우 마이너스 1'의 평균과 표준편차를 나타냅니다.

이후 행위에 의한 동작 기간의 인지 여부 체크를 위해 자기 상관 계수를 확인합니다. 만일 ' x_m 타우'의 값이 델타 이상일 경우 해당 행동은 뒤집기, 미만일 경우 집기로 판단할 수 있습니다. 본 논문에서는 1000번의 시나리오 기반 실험을 통해 통일된 임계값 델타가 0.65일 때 최적임을 밝혔습니다.

27p

다음으로는 3요소 중 마지막인 연관 아이템을 찾는 방법에 대한 내용입니다. 연관 상품 탐색에서의 핵심은 바로 어떤 상품들이 일반적으로 함께 시도되는지를 찾는 데 있습니다. 기존의 탐지 방식으로는 RSS 기반 위치 탐색법이 있습니다. 여기서 RSS란 Received Signal Strength의 약자로, 무선 통신에서 수신된 신호의 강도를 나타냅니다. RSS 기반 위치 탐색은 이러한 RSS 값을 기반으로 위치를 파악하는 기술입니다. 일반적으로는 무선 신호를 발생시키는 기지국 또는 비콘과 수신된 신호의 강도를 측정하는 장치를 이용하여 위치를 추정합니다. RSS 값은 거리와 관련이 있기 때문에, 신호의 강도를 통해 장치의 위치를 대략적으로 파악할 수 있다는 것이 해당 기술의 핵심입니다.

하지만 RSS 기반 위치 파악법은 동일한 사람이 소유한 상호 연관된 항목은 가까이 있을 것이라는 가정에 기초한다는 한계가 있습니다. 본 논문에서는 손에 든 상품 주변의 다른 아이템들도 RSS 값에 영향을 미칠 수 있고, 의류 매장과 같은 환경에서는 고객이 움직이면서 신호 전파 경로가 동적으로 변하기에 RSS 값이 불안정하게 나타날 수 있음을 언급하였습니다.

하여 이러한 기존 방법의 한계를 극복하기 위해 위상 흐름의 공-시간 관계에 주목한 방안이 제안되었습니다. 해당 방법의 핵심 아이디어는 바로 고객이 손에 든 상품은 같은 움직임 패턴을 가지며, 일관된 시간적 신호 변화를 경험한다는 것입니다.

28p

해당 데이터를 측정하기 위해 고객이 4개의 상품을 들고, 그림 10의 a 경로를 따라 피팅 룸까지 이동합니다. 실험 결과 그림 10의 b처럼 4개 상품은 모두 유사한 위상 변화를 보이는 것을 확인할 수 있었습니다. 또 손님이 각도 a에서 b 방향으로 회전할 때, 태그와 안테나 사이 거리가 증가한 후 감소하여 위상 변화가 대칭 형태로 나타나는 것 또한 확인할 수 있습니다.

이어 고객이 c 방향으로 걸어갈 때, 위상 변화가 0에서 2파이 내 범위에서 반복적으로 변화합니다. c에 도달하여 일정 기간동안 정지할 때는 안정된 값으로 유지되는 것을 확인할 수 있습니다. 본 논문에서는 그림 10의 b, c, d를 보며 알 수 있듯, 서로 다른 범주의 태그는 다양한 시간적 위상 프로필을 가지며 자연스럽게 구분되었다고 밝혔습니다.

29p

다음으로는 연관 아이템의 클러스터링 과정에 대한 내용입니다. 클러스터링은 비슷한 특성을 가진 데이터들을 그룹으로 묶는 기법입니다. 본 논문에서는 주어진 위상 변화 집단 X_1 부터 X_N 까지를 총 m 개의 클러스터로 나누고자 하였으며, 이때 m 은 n 이하임을 가정하였습니다. 해당 과정의 목표는 클러스터 내의 제곱합을 최소화하는 것이며, 이는 수식 8번으로 표현되었습니다. 여기서 T_{xi} 오브 x_j 는 x_i 와 x_j 사이의 거리를 나타냅니다. 클러스터 내의 제곱합

이 최소화되는 것은 클러스터가 응집력 있게 형성되어 있다는 의미이며, 이는 상호 연관된 항목들이 서로 가까이 위치하고 있음을 나타냅니다.

그룹화를 위해 본 논문에서는 그림 11과 같은 휴리스틱 알고리즘을 설계하였습니다. 휴리스틱 알고리즘은 최적해를 찾는 대신 근사적인 해를 빠르게 찾는 컴퓨터 알고리즘 중 하나입니다. 해당 알고리즘은 태그를 반복적으로 서로 다른 범주로 분할하는데, 그림 11에서 자세한 사항을 나타내고 있습니다.

먼저 10개의 태그가 있는 경우를 가정하고, 첫 번째 반복에서는 임의로 태그를 선택하여 피벗으로 설정합니다. 이후 해당 피벗과 근접한 위치의 태그들을 하나의 클러스터로 묶습니다. 이어 무작위로 다른 피벗을 선택하고, 해당 피벗과 근접한 태그를 새로운 클러스터로 묶는 과정을 진행합니다, 해당 프로세스는 미분류된 태그에 대해 클러스터 내의 제곱합이 최소가 될 때까지 반복됩니다. 알고리즘이 종료되면 각 클러스터는 내부에서의 거리를 최소화하고, 서로 다른 클러스터 간의 거리를 최대화하도록 형성됩니다.

본 논문에서는 위와 같은 클러스터링 절차를 통해 상호 연관된 항목을 효과적으로 그룹화하여 데이터 간의 패턴을 파악하였습니다.

30p

이번 섹션에서는 시스템 구현의 세부 사항과 문제에 대한 내용입니다. 해당 내용은 크게 하드웨어와 소프트웨어적인 부분으로 나눌 수 있습니다.

먼저 하드웨어적인 내용입니다. 해당 논문에서는 상용 무선 주파수 식별 장치를 사용하여 프로토타입을 제작했습니다. 각 의류 항목은 Alien사의 패시브 RFID 태그 모델 AZ-9634로 구성되어 있습니다. ImpinJ 리더 R420과 Yeon 안테나 모델 YAP-100CP가 수신기로 작동하여 패시브 태그를 활성화하고, 정보를 수집합니다. 리더는 이더넷 케이블을 통해 로컬 서버에 연결되어 있습니다.

다음으로 소프트웨어적인 내용이며, 자료 11은 Shop-Miner 시스템의 작동 흐름을 나타냅니다.

가장 낮은 수준에는 Octane SDK와 통합된 데이터 수집 모듈이 있으며, 주변 태그를 지속적으로 쿼리하여 위상 읽기를 캡처합니다. 쿼리 속도는 초당 약 340개로, 태그 읽기는 ID에 따라 그룹화되고 로컬 DB에 저장됩니다. 초기 데이터 처리 모듈은 위상 데이터를 가져와 인기 카테고리 탐색 모듈에 공급합니다. 인기 아이템을 발견한 후, ShopMiner는 이러한 태그

에서 잡기 및 뒤집기 행위를 감지합니다. 마지막으로 핫 아이템을 클러스터링하여 연관된 항목을 찾아냅니다.

31p

다음으로 데이터 저장 최소화 문제에 대한 내용입니다. ShopMiner는 RFID 리더가 주기적으로 태그를 쿼리하여 데이터를 획득합니다. 해당 방식으로 획득된 데이터는 점차 누적되며, 그림 13의 검정 그래프를 통해 RFID 리더가 앞에 있는 5개의 항목을 모니터하는 경우 데이터 양이 어떻게 증가하는지를 파악할 수 있습니다. 자료를 보면 데이터 양은 시간에 따라 선형적으로 증가하며, 30초가 지난 시점에서 급격히 10Mb 이상으로 늘어남을 확인할 수 있습니다.

이러한 데이터 저장 부담을 줄이기 위해 본 논문에서는 조기 데이터 프루닝 기법을 사용합니다. 먼저 실시간으로 인기 카테고리 탐색 모듈과 핫 아이템 식별 모듈이 실행되고, 이를 통해 중요한 아이템들만이 고려되어 데이터베이스에 저장됩니다. 이렇게 저장소로 가는 데이터를 사전에 가지치기 하는 기법을 조기 데이터 프루닝 기법이라고 합니다.

그림 13의 적색 그래프를 보면, 프루닝 프로세스 적용 후에는 저장 오버헤드가 낮아진 것을 확인할 수 있습니다.

32p

이번에는 ShopMiner의 성능 평가에 대한 내용입니다. ShopMiner의 성능은 그림 14와 같은 사무실과 아파트 환경에서 평가되었습니다. 견고성과 세밀성 평가를 위해 자료 15와 같이 상품과 고객 사이의 거리 및 주변 사람 수를 달리해가며 성능을 테스트하였습니다. 여기서 견고성은 주요한 변화에도 세밀성이 크게 감소하지 않고 외부 변화에 저항하는 능력을 의미합니다. 세밀성은 고객이 관심을 가진 항목 앞에서 정지했을 때, ShopMiner가 검출할 수 있는 최소 항목 수를 나타냅니다.

상단의 0번 식은 인기 카테고리 탐색에 사용되었다고 이전 섹션에서 다루었습니다. 본 논문에서는 적절한 신뢰 수준을 찾기 위해 α 를 0.01에서 0.2까지 변화시키고, ShopMiner의 참 양성률(TPR) 및 참 음성률(T-NR)을 계산하였습니다. TPR은 ShopMiner가 모든 인체 새도잉 이벤트를 올바르게 식별한 경우의 비율을 나타냅니다. TNR은 ShopMiner가 모든 비 인체 새도잉 이벤트를 식별한 경우의 비율을 의미합니다.

33p

다양한 신뢰 수준 설정에서의 TPR 및 TNR을 자료 16에서 확인할 수 있습니다. 본 논문에서는 0.86의 신뢰 수준을 사용하여 91% 이상의 균형잡힌 TPR 및 TNR을 달성하였다고 밝

했습니다.

이어 1번 식의 임계값 θ 에 대해서도 변화에 따른 TPR 및 TNR을 도식화하였습니다. 이는 그래프 17에서 확인할 수 있으며, 본 논문에서는 2초의 임계값을 사용하여 92% 이상의 균형 잡힌 TPR 및 TNR을 달성하였다고 언급하였습니다.

이어 정밀도 평가에 대한 내용입니다. 자료 18번은 안테나의 수와 감지 정밀도 간의 관계를 보여주고 있습니다. 안테나의 개수에 따라 감지 정밀도가 향상되는 것을 확인할 수 있으며, 본 논문에서는 평균 3.2벌의 정밀도를 얻은 4개의 안테나를 사용했습니다.

34p

이어 견고성 평가에 대한 내용이며, 이는 고객의 수, 고객과 상품 사이의 거리에 따라 측정되었습니다. 자료 19에서 나타나듯, 감지 정밀도는 상품과 고객 사이의 거리가 늘어남에 따라 감소하는 것을 확인할 수 있습니다. 또 자료 20에서는 고객의 수가 많아질수록 증가하는 LOS 차단에 따른 감지 정밀도 하락을 확인할 수 있었다고 본 논문에서 밝혔습니다.

다음으로 핫 아이템 식별 과정에서의 성능 평가에 대한 내용입니다. 이는 TPR과 FPR, 총 2가지 매트릭을 기반으로 판단되었습니다. TPR은 동작을 성공적으로 감지한 경우, FPR은 동작을 오인한 경우의 비율로 정의되었습니다. 성능 평가 결과는 자료 21이 나타내고 있습니다. 집기 행위에 대해서는 FPR이 13%인 94%의 정확도를, 뒤집기의 경우 FPR이 16%인 87%의 감지 정확도를 달성하고 있음을 확인할 수 있습니다.

본 논문에서는 더욱 세밀한 정확도 평가를 위해 자료 22처럼 혼동 행렬을 사용하였습니다. 각 행은 고객의 활동을, 각 열은 ShopMiner에 의해 인식된 활동을 나타냅니다. 행렬의 각 요소는 행의 동작 중 일부가 열의 동작으로 간주된 비율에 해당합니다. ShopMiner는 뒤집기 동작에 대해 94%, 집어들기 동작에 대해 96%의 참 양성률을 달성하였으며, 이 결과는 자동 상관 기반 감지 방법이 높은 정확도로 동작을 구별할 수 있음을 시사합니다.

35p

이어 핫 아이템에 대한 견고성 평가에 대한 내용입니다. 본 논문에서는 검출 방법의 견고성을 양적으로 표현하기 위해 여러 명이 참여하는 상황에서의 성능을 테스트하고, 자료 23에 ROC 곡선을 플로팅했습니다. 한 명의 고객이 있을 때 FPR이 13%인 정확도를 달성하지만, 고객이 많아짐에 따라 정확도가 감소하는 경향을 보이고 있습니다.

이는 자료 24에서 수치적으로 나타내졌으며, 고객 군이 증가함에 따라 오분류율이 상승하는 것을 확인할 수 있습니다. 이는 여러 명의 고객이 복잡한 신호 전파 환경을 도입하며 각 항목에 위상 교란을 도입할 것으로 예상되기 때문이라고 본 논문에서 밝혔습니다.

36p

마지막으로 연관 항목 감지 성능에 대한 내용입니다. 하단의 자료 25는 감지 정확도를 나타내고 있습니다. 이를 알아내기 위해 n 명의 고객이 연관 항목을 가져와 리더 영역을 배회하는 실험을 진행하였으며, 해당 자료를 통해 정확도와 연관 항목 수는 반비례함을 확인할 수 있습니다. 자료 속 DDTW와 DTW는 시계열 데이터 간의 유사성을 측정하기 위한 알고리즘 중 하나로, 본 실험에서 사용되었습니다.

이어 연관 항목 탐지에서 고객 수, 고객과 안테나 간 거리가 감지 정확도에 미치는 영향에 대한 내용입니다. 자료 26에서는 고객과 안테나 사이의 거리가 정확도에 거의 영향을 주지 않음을 나타내고 있습니다. 반면 고객의 수가 증가하면 정확도는 감소하는 것이 확인되었으며, 이는 자료 27에서 나타내고 있습니다.

37p

본 논문에서는 RFID 기반 고객 쇼핑 행동 마이닝 시스템인 ShopMiner의 디자인, 구현 및 평가를 제시하였습니다. 각 의류 항목에 RFID 태그를 부착함으로써 고객이 상점을 어떻게 둘러보는지, 어떤 항목에 관심을 보이고 선택하는지를 감지할 수 있었습니다. 본 논문에서는 이러한 종합적인 쇼핑 행동 데이터가 고객 취향 파악 및 상업 전략 최적화 등에 도움이 될 수 있으며, ShopMiner가 환경에 실제로 적용되어 널리 사용될 수 있도록 발전시킬 것임을 밝혔습니다.

38p

마지막으로 본 논문을 접하며 얻은 교훈에 대한 내용입니다.

제게는 많은 섹션들 중에서도 인체의 새도잉 효과를 인기 카테고리의 판단 척도로 사용했던 부분이 가장 흥미롭게 다가왔습니다. 본 논문의 실험에서 위상값 측정은 매우 중요한 과정이었으며, 이는 카테고리 판별을 위한 핵심적인 데이터였습니다. 저는 이러한 상황에서 LOS 링크를 차단함으로써 통신을 저해하는 인체 새도잉 효과는 제거해야 할 방해물일 것이라고 예상했습니다. 하지만 본 논문의 저자분들은 관점을 달리하여 해당 효과로 인한 특성 중 하나인 큰 위상값 변화량을 다른 데이터와 비교하는 대조군으로서 활용하셨습니다.

본 논문 저자분들의 연구 방향을 접하며 저 스스로 쓸모있는 데이터란 무엇인지, 연구자로서 정보들을 대하는 올바른 태도는 무엇인지에 대해 생각해볼 수 있었습니다. 일차원적으로 보

있을 때 무용해 보이는 현상이나 데이터는 보는 시야를 달리함에 따라 하나의 자료로서 가치를 지닐 수 있다는 것을 다시금 깨달을 수 있었고, 더 나아가 정보의 정확한 산출도 중요하지만 얻은 데이터를 어느 각도에서 바라볼 것인지를 결정하는 것 또한 매우 중요한 사안이라는 것을 배울 수 있었습니다.

39p

이상으로 발표를 마치겠습니다. 감사합니다.