

서비스 로봇의 실환경 적용을 위한 클라우드 로봇 지능

장민수·김도형·김재홍
한국전자통신연구원

1. 서론

컴퓨터 비전과 음성인식 분야에서 비약적으로 발전한 인공지능 기술을 로봇에 접목하면서 로봇 지능 수준이 한단계 향상되었다. 이 시기가 대략 2010년대 중반인데 이 때 세계적으로 다양한 서비스 로봇과 소셜 로봇들이 출현하였고 비로소 실환경에 투입할 수 있을 정도의 상황인지 능력과 교류 능력을 보유한 것처럼 보였다. 2014년 중반에 사람의 감정을 읽어내는 휴머노이드 로봇으로 소개된 일본 소프트뱅크의 페퍼(Pepper) [1]와 최초의 가정용 소셜로봇으로 소개된 미국 MIT의 지보(Jibo) [2]가 등장했고, 이후 3~4년에 걸쳐 전세계적으로 소셜로봇 기술과 제품 개발이 활발해졌다. 2017년 CES는 그 정점의 모습을 보여주었다. 이 행사에는 총 346개의 로봇 관련 기술과 제품이 출품되었는데 이 중 가사, 교육, 여가지원, 빌딩서비스, 헬스케어 등 다양한 응용 분야의 서비스 로봇이 51%를 차지했다. 메이필드 로보틱스(Mayfield Robotics)의 큐리(Kuri), 보쉬(Bosch)의 마이키(Mykie), LG의 허브로봇(Hub Robot), 유비테크(Ubtech)의 링스(Lynx) 등이 이 때 선보였다 [3]. 이 시기에 서비스 로봇 기술에 대한 자신감으로 많은 로봇이 현장에 투입되었다. 페퍼는 그 대표격으로 일본에서 2014년 말 70여개의 카페 매장에 배치된 이후 약 7,000여대가 판매되어 다양한 분야의 실환경에 투입되었다고 한다 [4].

페퍼의 대대적인 현장 적용으로 서비스 로봇의 야심찬 도약이 성공하는 듯 보였지만 2018년에 들어서면서부터 어두운 소식이 들려오기 시작했다. Jibo는 2014년 중반 크라우드펀딩을 통해 투자 유치에 성공하고 2015년 중 전세계 제품 출시를 약속했지만 2018년까지 출시를 미루다 안타깝게도 2018년 말에 결국 사업을 접고 말았다 [5]. 대표적인 소셜로봇인 큐리(Kuri)의 개발 중지과 버디(Buddy)의 지속적인 출시 지연, 지능형 완구 로봇인 코즈모(Cozmo)로 시장에서 성공한 듯 보였던 앙키(Anki)의 사업 중단 소식도 잇따랐다 [6,7]. 페퍼의 경우 정식 출시 후 3년여가 지난 2018년 10월, 페퍼를 채용한 기업들 중 서비스 계약을 갱신하려는 기업이 15%에 불과하여 대다수의 페퍼가 현장에서 철수할 위기에 처했다는 소식이 전해졌다 [8].

소셜로봇과 서비스 로봇의 상용화 실패 원인은 각각도로 분석해 볼 수 있겠으나 가장 근본적인 원인은 로봇 지능의 한계로 볼 수 있다. 서비스 로봇이 활약하는 환경 조건과 상대하는 사용자의 특성은 다양할 뿐 아니라 지속적으로 변화하는데 현재 서비스 로봇 지능으로 제공하는 상호작용의 내용과 수준은 변화없이 동일하다. 이는 서비스 로봇의 성공에 필수적인 장기간에 걸친 고객 관심 유지에 실패하는 결과로 이어진다. 페퍼 계약 갱신과 관련한 설문에서 기업들은 페퍼 도입으로 초기에 광고와接客 효과가 컸지만 시간이 지날수록 신기함이 떨어져 페퍼의 광고탑 효과와接客 역할 비중이 줄어들었다고 답했다 [7,8]. 그렇다면 현재 서비스 로봇 지능의 특성이 어떻게 이러한 한계가 존재할까?

현재 서비스 로봇 지능은 정적(Static)이고 폐쇄적(Closed-World)이다. 서비스 로봇의 지능을 구현하여 활용하는 절차는 데이터셋 구축, 지능 모델 훈련, 로봇 탑재 활용의 순서를 따른다. 로봇에 탑재한 지능은 변화없이 고정된 상태로 운영되기 때문에 서비스 환경이 변화하면 전반적으로 성능이 떨어진다. 시각 지능의 경우 공간 구조와 조명 상태 차이에 따라 사물 검출과 인식 오류가 커지는 것을 예로 들 수 있다. 더 불어 로봇 지능은 외부로부터 새로운 지능을 습득하지 않으므로 지능 모델 훈련에 사용한 데이터에 포함되어 있지 않은 대상과 마주치면 검출이나 인식 자체가 불가능하다. 사용자에게 서비스를 제공하는 지능은 보통 서비스 콘텐츠, 챗봇 스크립트, 규칙베이스 등으로 구현한 후 로봇에 탑재하여 그대로 활용한다. 로봇이 제공한 서비스에 대해 사용자가 어떤 반응을 보이던지 로봇은 동일한 상황에서 항상 동일한 서비스와 행동을 제공한다. 사용자의 반응에 따라 서비스를 제공하는 정책을 변경하는 지능을 포함하고 있지 않기 때문이다. 이러한 로봇의 정적인 지능은 사용자 반응에 상관없는 행동과 서비스를 반복하게 되므로 사용자의 만족도와 관심은 급격하게 떨어지고 만다.

서비스 로봇의 상업적 경쟁력을 확보하려면 로봇 운영 환경과 사용자 변화에 지속적으로 적응함으로써 맞춤형 서비스를 제공할 수 있는 로봇 지능이 필요하다 [9]. 이러한 로봇

지능은 적응적(Adaptive)이고 개방적(Open-World)이다. 적응적이라 함은 로봇이 다양한 운영 환경 조건에서 자기 주도의 학습을 통해 지능의 신뢰도를 유지 개선할 수 있어야 한다는 말이다. 개방적이라 함은 사람이 타인에게 배우거나 자료를 참조하여 지식을 확장하듯 외부의 도움을 받아 지능을 증강함으로써 새로운 환경과 사용자에 대응할 수 있어야 한다는 말이다. 이제 서비스 로봇 지능을 적응적이고 개방적으로 만들기 위해 고려해야 할 과제와 관련 기술을 살펴보고자 한다.

2. 서비스 로봇을 위한 적응적 지능

로봇의 운영 환경은 동일한 응용 분야라 하더라도 공간 구조, 사물의 모양새, 사람의 움직임 특성, 소음 수준 등 다양한 요소에 의해 달라진다. 서로 조건이 다른 다양한 운영 환경에서 로봇 지능의 성능을 보장하려면 로봇 지능을 훈련하는데 사용하는 데이터셋에 가능한대로 모든 환경 조건을 반영하고 지능의 일반화 성능을 극대화해야 한다. 그러나, 로봇이 보유하는 다수의 지능 모델을 이러한 접근 방법으로 만들어내려면 긴 시간과 큰 비용이 소요되므로 현실적으로 매우 어렵다. 원론적으로는 훈련 데이터에 모든 운영 환경 조건을 반영하는 것은 불가능한 일이다. 따라서 운영 환경 조건 변화에 효과적이고 효율적으로 대응할 수 있는 지능 기술이 필요하다.

훈련 데이터셋에 포함된 데이터 특징 분포와 실제 운영 환경의 데이터 특징 분포가 달라지는 현상은 도메인 차이(Domain Gap) 또는 도메인 이동(Domain Shift)으로 부르는 문제로서 이를 극복하기 위한 다양한 도메인 적응(Domain Adaptation) 기술이 연구 개발되고 있다 [10]. 훈련 데이터에 가능한대로 많은 도메인 변화 정보를 주입하는 도메인 임의생성(Domain Randomization), 서로 다른 도메인에서 태스크 수행 성능을 우수하게 유지하는 도메인 공통 특징 학습(Domain Invariant Feature Learning), 도메인 특화 지능을 담은 메모리를 생성하고 추가해 나가는 메모리 확장(Memory

Expansion) 등이 주요한 접근 방법으로 다루어진다 [11,12].

서비스 로봇이 운영 환경에 배치되어 도메인 적응 기법을 통해 환경 조건에 적응하려면 도메인 적응 훈련을 위한 데이터를 운영 환경으로부터 확보해야 한다. 사람이 직접 운영 환경에서 충분히 많은 훈련 데이터를 수집하고 정답을 달아 로봇 지능의 적응 훈련에 활용할 수 있다. 양질의 훈련 데이터를 확보할 수 있으므로 훈련 결과의 품질은 일정 수준 이상 보장할 수 있겠으나 로봇 투입에 큰 비용이 드는 방법이다. 또한, 만약 로봇을 운영하는 와중에 환경 조건 변화가 여러 차례 발생한다면 현실적으로 활용하기에 부담이 큰 방법이다.

기본 지능이 탑재된 로봇을 현장에 투입한 뒤 로봇 스스로 도메인 적응에 필요한 데이터를 선별 수집하고 훈련하도록 만들 수도 있다. 이를 위해서는 로봇이 운영 환경 내에서 지능 작업을 수행한 뒤 그 신뢰도를 스스로 평가 판단하고 신뢰도가 낮은 경우 검출, 인식, 판단 대상이었던 데이터를 모아서 도메인 적응 학습에 투입할 수 있어야 한다. 인공지능 기술을 실환경에 적용하는 사례가 늘어나면서 검출이나 인식 결과의 신뢰성을 가늠하기 위한 불확실성(Uncertainty) 측정 기법들 [13]이 연구되고 있는데 이러한 기술의 활용을 고려해 볼 수 있다. 또 한가지 문제는 로봇이 운영 환경에서 수집한 데이터에는 정답이 존재하지 않는다는 점이다. 정답을 확보하기 위한 방법으로 준지도 학습(Semi-Supervised Learning)이나 약지도 학습(Weakly-Supervised Learning)을 적용하여 점증적으로 정답 범위를 확장해 나갈 수 있다. 약지도 학습을 위해서는 소수의 데이터에 대한 간단한 정답이 필요하다. 정답 확보를 위해 로봇은 능동학습(Active Learning) 전략을 활용할 수 있다. 정답 없는 데이터 중 정답 확보를 통해 정보 엔트로피(Entropy)를 가장 크게 줄일 수 있는 소수의 데이터를 선별한 후 모종의 방법을 통해 정답을 부여하는 것이다 [14]. 서비스 로봇에 있어 가장 효과적인 정답 부여 방법은 교류를 통해 사용자에게 질문을 던지고 응답을 받아 정답을 확보하는 방법이다. 여기서 응답의 성공률과 신뢰도를 높일 수 있는 인간-로봇 상호작용 전략은 중요한 연구 이슈라 할 수 있다.

3. 서비스 로봇을 위한 개방적 지능

로봇을 운영하다 보면 로봇에 탑재된 지능이 실행할 수 없는 태스크가 발생할 수 있다. 한국 음식 100가지를 검출하고 서비스를 제공할 수 있는 로봇 앞에 돈까스가 놓이는 상황을 말한다. 한국인만 상대할 줄 아는 서빙 로봇 앞에 미국인 손님이 등장하는 상황도 상상해 볼 수 있다. 사람이 이러한 상황에 처한다면 인터넷 검색을 통해 음식의 종류와 속성을 이해하여 대응하고, 번역기를 활용하거나 외국인 접객 매뉴얼을 참조해서 대응할 수 있다. 또는 근처의 유경험자에게 도움을 청할 수도 있다. 이러한 과정을 거친 후 사람은 맞닥뜨린 새로운 상황에 대처할 수 있는 지능을 습득하게 된다. 새로운 태스크에 대응할 수 있는 지능을 자동화된 방법으로 로봇에게 제공할 수 있다면 로봇의 지능 확장에 사람의 개입과 부대 비용을 크게 줄일 수 있을 것이다.

개방적인 지능을 구현하기 위한 방법은 무엇일까? 로봇 단독으로 새로운 태스크를 차례로 누적하며 학습하려면 연속학습(Continual Learning)과 평생학습(Lifelong Learning) 기술이 필요하다. N개의 태스크를 순차적으로 학습한 후 모든 태스크에 대해 우수한 처리 성능을 보유하는 것이 이러한 기술의 목표이기 때문에 기존 연구는 대부분 새로운 태스크를 학습하는 과정에서 기존에 학습한 태스크 처리 능력을 잊어버리는 치명적 망각(Catastrophic Forgetting) 문제를 극복하는데 집중하고 있다 [15]. 로봇 관점에서는 망각 못지않게 중요한 문제가 있다. 첫번째는 서비스 로봇을 장기간 운용하면서 새로운 태스크를 지속 학습하려면 관련 데이터 저장소의 규모가 크게 증가하여 학습 효율이 떨어지는데 이를 어떻게 해결할 것인가 하는 문제이고, 두번째는 태스크 변화를 로봇 스스로 어떻게 감지할 수 있는가 하는 문제이다. 기존 연구에서는 태스크 변화를 사람이 명시적으로 구분하여 알려주는 상황을 가정하고 있는데 이는 서비스 로봇 분야에 적합하지 않다 [16].

로봇이 연속학습과 평생학습을 통해 지능을 확장하려면 훈련을 위해 충분한 양의 훈련 데이터를 확보해야 하고 그렇

기 때문에 새로운 태스크 처리 지능을 습득하는데 긴 시간이 소요된다. 이러한 문제 해결을 위해 보다 적극적으로 개방성을 추구하는 방식을 고려해볼 수 있다. 앞서 언급한 대로 외부의 지식을 확보함으로써 필요한 지능을 습득하는 방식이다. 2010년대 초중반에 유럽을 중심으로 관련 연구가 활발하게 이루어졌다. 가장 유명한 프로젝트로 RoboEarth를 들 수 있는데 이 연구에서는 복수의 로봇들이 상호간에 정보를 공유하거나 웹으로부터 지식을 확보하는 방식으로 지능을 확장하는 방법을 연구했다 [17]. RoboEarth에서 다른 지식의 실체는 사물 영상에서 추출한 특징 벡터, 공간 지도, 작업 계획을 기술한 지식베이스 등 명시적인 데이터로서 이를 클라우드 상의 리파지토리에 저장해 놓고 검색한 후 내려받아 활용하는 방법을 제시했다. 최근의 많은 로봇 지능은 딥러닝 모델로 구현되고 있으므로 다른 방식의 지능 확장 기법이 필요하다. 클라우드 플랫폼으로부터 딥러닝 모델을 제공받아 로봇 자신이 보유하고 있는 모델과 결합함으로써 지능을 확장할 수 있어야 한다. 인공지능 분야에서는 지식 증류(Knowledge Distillation)를 포함한 전이학습(Transfer Learning)을 통해 서로 다른 지능 모델 간 지식을 전달하고 결합하는 기법이 연구되고 있다 [18-20]. 클라우드 플랫폼으로부터 받은 지능 모델을 로봇 자신의 모델에 결합하여 기능을 확장하는 과정에서 두 가지 문제가 발생할 수 있다. 로봇 자신의 지능 모델이 보유하고 있던 지능을 잃어버릴 수 있고, 결합 후 결과 지능 모델의 성능이 결합 전 보다 낮아질 수도 있다. 이 문제들을 해결해야만 지능 모델 결합을 통해 로봇 지능을 확장하는 방법을 실제 활용할 수 있을 것이다. 지능 모델을 결합하는데 필요한 데이터와 정답의 양을 최소화하거나 불필요하게 만드는 연구도 기술 실용화에 있어 매우 중요한 연구 주제이다.

4. 클라우드로봇 지능

기존 서비스 로봇의 지능은 정적이고 폐쇄적이기 때문에 변화하는 환경에 효과적으로 적응하지 못하고 새로운 상황

에 대응하지 못한다. 이를 극복하기 위해 적응적이고 개방적인 특성을 갖는 로봇 지능이 필요한데, 이를 실현할 수 있는 방안으로 클라우드 플랫폼을 기반으로 하는 소위 클라우드 로봇 지능을 제안해 보고자 한다. 클라우드로봇 지능은 서비스 로봇의 배치, 운영, 훈련을 클라우드 플랫폼과 연동하여 처리하는데 그 개략적인 절차는 다음과 같이 이루어진다.

- (1) (클라우드 기반 로봇 지능 배포) 로봇을 운영 환경에 설치한 후 초기 지능을 배포받는다. 초기 지능은 서비스 로봇의 응용 분야, 수행할 태스크, 주요 고객층 등에 관한 정보를 기반으로 클라우드 플랫폼으로부터 내려 받아 설치한다. 초기 지능을 배포받은 후에는 운영 환경에 특정한 정보를 습득하는 작업 과정을 수행한다. 주행이 필요하면 공간 지도를 그리거나 클라우드로부터 입수하고, 함께 일할 스태프의 신원과 외형특징을 자동 등록하는 등의 작업이다. 로봇은 초기 지능을 기반으로 음성과 영상 등 멀티모달 데이터를 입력으로 받아 맥락을 이해하고 서비스를 제공한다.
- (2) (적응적 지능) 로봇은 운영 중에 초기 지능의 훈련 데이터와 운영 환경 간 도메인 차이로 인한 맥락이해 성능 저하 현상 발생 여부를 감지하고 맥락이해 신뢰도가 현저히 낮은 상황의 데이터를 스스로 선별한 후 도메인 적응 훈련을 실행함으로써 이에 대응한다.
- (3) (개방적 지능) 로봇의 초기 지능이 처리하지 못하는 새로운 태스크가 발생한 경우 로봇은 새로운 태스크가 발생한 상황의 데이터를 선별하여 수집한 후 클라우드 플랫폼에 전송한다. 클라우드 플랫폼은 전송받은 데이터로 태스크를 처리할 수 있는 지능 모델을 검색하여 로봇에게 전송한다. 로봇은 전송받은 지능 모델을 자신의 지능 모델에 결합하여 지능 범위를 확장함으로써 새로운 태스크를 처리한다.

즉, 클라우드로봇 지능은 로봇의 배치로부터 운영 전반에 걸쳐 로봇 지능을 유지 보수 확장하는데 필요한 작업을 클라

우드 플랫폼과 연계하여 처리한다.

5. 결 론

본 고에서는 서비스 로봇이 아직은 본격적으로 상업적 성공을 거두지 못했으며 그 이유는 서비스 로봇 지능이 정적이고 폐쇄적이어서 다양한 환경 조건과 사용자에게 효과적으로 적응하지 못했고 서비스 로봇이 지속적으로 고객의 관심을 얻는데 실패했기 때문이라는 주장을 펼쳤다. 이러한 상황을 극복할 수 있는 방안으로 클라우드 플랫폼과 연계하여 서비스 로봇 지능의 적응성과 개방성을 확보하는 클라우드로봇 지능의 아이디어를 제안하였다. 클라우드로봇 지능은 로봇이 도메인 차이와 태스크 변화를 스스로 감지하고 관련 데이터를 수집하여 스스로 도메인 적응 훈련을 시행하거나 클라우드 플랫폼으로부터 지능을 제공받아 자신의 지능에 결합하여 능력을 확장할 수 있도록 만든다. 클라우드로봇 지능을 성공적으로 구현하게 된다면 서비스 로봇이 다양한 환경 조건에서 우수한 성능으로 서비스를 제공할 수 있을 뿐 아니라 서비스 로봇의 생산, 배치, 운영 전반에 걸쳐 비용을 크게 낮출 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

이 원고는 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2020-0-00842, 실 환경 서비스 상황에서 사용자 반응에 지속적으로 지역(Local) 적응하는 로봇 지능 기술 개발)

참고문헌

- [1] Erico Guizzo, Meet Pepper, Aldebaran's New Personal Robot With an "Emotion Engine", IEEE Spectrum, 2014.
- [2] Erico Guizzo, Cynthia Breazeal Unveils Jibo, a Social Robot for the Home, IEEE Spectrum, 2014.
- [3] 한국로봇산업협회, CES 2017 로봇 동향
- [4] Erico Guizzo, SoftBank Prepares Humanoid Robot Pepper's U.S. Debut, Releases Android SDK, IEEE Spectrum, 2016.
- [5] Evan Ackerman, Jibo Is Probably Totally Dead Now, IEEE Spectrum, 2018.
- [6] Evan Ackerman, Blue Frog Robotics Answers (Some of) Our Questions About Its Delayed Social Robot Buddy, IEEE Spectrum, 2019.
- [7] Hoffman, Guy. "Anki, Jibo, and Kuri: What We Can Learn from Social Robots That Didn't Make It." IEEE Spectrum, 2019.
- [8] 정보통신기획평가원, 페퍼 로봇 해고 위기, 기업용 서비스 계약 연장 의향 15% 불과, 주간 기술 동향 1869호, 2018.
- [9] 과학기술정보통신부, RFP 31번 지속적 지능 증강-공유를 통해 기존 및 신규 로봇 작업에 대응하여 최적 지능 제공이 가능한 클라우드 로봇 복합인공지능 핵심기술 개발, 과학기술정보통신부 공고 제2019-0654호, 2019.
- [10] Wang, Mei, and Weihong Deng. "Deep visual domain adaptation: A survey." Neurocomputing 312 (2018): 135-153.
- [11] Tobin, Josh, Rachel Fong, Alex Ray, Jonas Schneider, Wojciech Zaremba, and Pieter Abbeel. "Domain randomization for transferring deep neural networks from simulation to the real world." In 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 23-30. IEEE, 2017.
- [12] Ganin, Yaroslav, Evgeniya Ustinova, Hana Ajakan, Pascal Germain, Hugo Larochelle, François Laviolette, Mario Marchand, and Victor Lempitsky. "Domain-adversarial training of neural networks." The Journal of Machine Learning Research 17, no. 1 (2016): 2096-2030.
- [13] Malinin, Andrey, and Mark Gales. "Predictive uncertainty estimation via prior networks." In Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 7047-7058. 2018.
- [14] Settles, Burr. Active learning literature survey. University of Wisconsin-Madison Department of Computer

- Sciences, 2009.
- [15] Parisi, German I., Ronald Kemker, Jose L. Part, Christopher Kanan, and Stefan Wermter. "Continual lifelong learning with neural networks: A review." *Neural Networks* 113 (2019): 54-71.
- [16] Lesort, Timothée, Vincenzo Lomonaco, Andrei Stoian, Davide Maltoni, David Filliat, and Natalia Díaz-Rodríguez. "Continual learning for robotics: Definition, framework, learning strategies, opportunities and challenges." *Information Fusion* 58 (2020): 52-68.
- [17] Waibel, Markus, Michael Beetz, Javier Civera, Raffaello d'Andrea, Jos Elfring, Dorian Galvez-Lopez, Kai Häussermann et al. "Roboearth." *IEEE Robotics & Automation Magazine* 18, no. 2 (2011): 69-82.
- [18] Tan, Chuanqi, Fuchun Sun, Tao Kong, Wenchang Zhang, Chao Yang, and Chunfang Liu. "A survey on deep transfer learning." In *International conference on artificial neural networks*, pp. 270-279. Springer, Cham, 2018.
- [19] Gou, Jianping, Baosheng Yu, Stephen John Maybank, and Dacheng Tao. "Knowledge Distillation: A Survey." *arXiv preprint arXiv:2006.05525* (2020).
- [20] Javed, Khurram, and Faisal Shafait. "Revisiting distillation and incremental classifier learning." In *Asian Conference on Computer Vision*, pp. 3-17. Springer, Cham, 2018.



장민수

1992 서강대학교전산학과(학사)
 1994 서강대학교전산학과(석사)
 2015 한국과학기술원전산학과(박사)
 1999~현재 한국전자통신연구원책임연구원
 관심분야 : 소셜로봇, 기계학습, 지식표현/추론
 E-mail : minsu@etri.re.kr



김도형

2000 부산대학교전산학과(이학사)
 2002 부산대학교전산학과(이학석사)
 2009 부산대학교컴퓨터공학과(공학박사)
 2002~현재 한국전자통신연구원책임연구원
 관심분야 : 로봇비전, 기계학습, 인간로봇상호작용
 E-mail : dhkim008@etri.re.kr



김재홍

1994 경북대학교컴퓨터공학과(공학사)
 1996 경북대학교컴퓨터공학과(공학석사)
 2006 경북대학교컴퓨터공학과(공학박사)
 1998~2001 (주)필컴기술연구소팀장
 2001~현재 한국전자통신연구원
 (현)인간로봇상호작용연구실 실장
 관심분야 : 인간로봇상호작용, 고령자케어 로봇,
 소셜로봇, 물류로봇
 E-mail : jhkim504@etri.re.kr