**Prediction of residential building energy consumption: A neural network approach**

**주거 건물 에너지 소비 예측 : neural network 접근**

**0. Abstract**

Some of the challenges to predict energy utilization has gained recognition in the residential sector due to the significant energy consumption in recent decades. However, the modeling of residential building energy consumption is still underdeveloped for optimal and robust solutions while this research area has become of greater relevance with significant advances in computation and simulation. Such advances include the advent of artificial intelligence research in statistical model development. Artificial neural network has emerged as a key method to address the issue of nonlinearity of building energy data and the robust calculation of large and dynamic data. The development and validation of such models on one of the TxAIRE Research houses has been demonstrated in this paper. The TxAIRE houses have been designed to serve as realistic test facilities for demonstrating new technologies. The input variables used from the house data include number of days, outdoor temperature and solar radiation while the output variables are house and heat pump energy consumption. The models based on Levenberg-Marquardt and OWO-Newton algorithms had promising results of coefficients of determination within 0.87e0.91, which is comparable to prior literature. Further work will be explored to develop a robust model for residential building application.

주거용 건물 에너지 소비의 모델링은 최적의 강한 솔루션을 위해 아직 개발되지 않은 반면 이 연구분야는 계산 및 시뮬레이션의 상당한 발전으로 더 관련성이 높아졌다. 이 발전에는 통계 모델의 개발에서 인공지능 연구의 출현이 포함된다. 인공신경망은 건물 에너지 데이터의 비선형성 문제와 크고 동적인 데이터의 강력한 계산 문제를 해결하기 위한 핵심 방법으로 부상했다. TxAIRE Research houses 중 하나의 모델의 개발 및 지원이 이 논문에서 설명되었다. TxAIRE houses는 새로운 기술을 시연하기 위한 현실적인 테스트 시설 역할을 하도록 설계되었다. 집데이터에서 사용된 입력변수에는 일수, 실외 온도 및 일사량이 포함되고 출력변수는 집 및 heat pump 에너지 소비이다. Levenberg-Marquardt 및 OWO-Newton 알고리즘을 기반으로 하는 모델은 0.87 – 0.91 이내의 유망한 결정 계수 결과를 보여 이전 문헌과 비교할 수 있다. 주거용 건물 적용을 위한 강력한 모델을 개발하기 위한 추가 작업이 탐색될 것이다.

**1. Introduction**

Residential dwellings account for a considerable portion of the growing energy demand in the world today, yet this sector “is largely an undefined energy sink” when compared to the commercial, industrial, and transportation sectors [1]. According to the U.S. Energy Information dministration, the residential sector has consistently comprised 21e22% of the total energy consumption in the United States over the past decade [2,3]. Although this is a significant number, Swan and Ugursal [1] explain that the commercial, industrial, and transportation sectors have been studied extensively due to large economic and public interest from the respective industries while also identifying contributing factors for cataloging the residential sector under the ‘undefined’ study due to lack of financial incentive.

In the residential sector, two such contributing factors are size and location of the living space. For example, small flats or apartments require less energy compared to conventional family houses since there is less thermal conditioning and heat transfer area along with lower level of human occupancy. Other contributing factors that can hinder energy consumption studies include variations in building characteristics such as floorplans and size and number of windows, and different types of occupant behavior such as how often and how long appliances are used [1,3]. Moreover, privacy issues for collecting and sharing data by occupants such as their income, and high costs of sub-metering energy usage of space heating and cooling, domestic hot water, household appliances and indoor lighting in dwellings are also reasons for hindrance of such studies [1,4]. Given such factors and the substantial energy consumption of the residential sector, there are efforts geared towards comprehending energy usage to conserve energy and reduce emissions.

주거용 주택은 오늘날 세계적으로 증가하는 에너지 수요의 상당한 부분을 차지하지만 이 부문은 상업, 산업, 교통 부문과 비교할 때 “대부분 정의되지 않은 에너지 싱크”이다. 미국 에너지 정보국에 따르면 주거부문은 지난 10년동안 미국 전체 에너지 소비의 21~22%를 지속적으로 차지했다. 이는 상당한 숫자이지만 Swan과 Ugursal은 상업, 산업, 교통 분야는 해당 산업의 경제적, 공공적 관심이 커 광범위하게 연구되고 있으며 또한 재정적 인센티브의 부족으로 인해 ‘정의되지 않은’ 연구 아래에서 주거부문을 분류하는 기여요인을 식별한다고 설명한다.

주거 분야에서 두가지 기여 요인은 주거 공간의 크기와 위치이다. 예를 들어, 작은 아파트는 열 조절 및 열 전달 면적이 적고 사람이 거주하는 수준이 낮기 때문에 기존의 가정 주택에 비해 에너지를 덜 필요로 한다. 에너지 소비 연구를 방해할 수 있는 다른 기여 요소에는 평면도, 크기 및 창 수와 같은 건물 특성의 변화와 가전제품을 얼마나 자주, 오래 사용하는 지와 같은 다양한 유형의 거주자 행동들이 포함된다. 또한, 거주자의 소득 등 거주자의 데이터 수집 및 공유를 위한 프라이버시 문제와 공간 냉난방, 가정용 온수, 가전제품 및 실내 조명의 에너지 사용량의 sub-metering 비용이 높은 것도 그러한 연구의 방해요인이 된다. 이러한 요인과 주거부문의 상당한 에너지 소비를 감안할 때, 에너지를 절약과 배출량 감소를 위한 에너지 사용량을 파악하려는 노력이 있다.

The residential sector consumes transformed energy from primary power sources provided by utility companies to become suitable for use to support the living standards of occupants [1]. Modeling and simulation of this secondary energy consumed is significant in the analysis of alternative designs of new buildings, as well as for retrofits, to evaluate and decide on the most efficient and cost-effective selections. Residential energy models rely on input data based on the living standards from which to estimate and simulate energy consumption. The inconsistencies in the amount of information available for input data has yielded several different modeling techniques to compensate for such lack of information, and the various strengths, weaknesses, and capabilities of these techniques have been presented and discussed [1].

There are several popular methods used for forecasting building energy consumption that can be categorized into Engineering, Statistical and Hybrid methods [4,5]. Engineering methods “use equipment and systems and/or heat transfer and thermodynamic relationships to account for end-use energy consumption” [4]. Statistical methods use historical or collected data on building energy consumption and any kind of data analysis to identify the source of the energy consumption from particular end-uses including artificial neural networks [4]. Hybrid approaches combine elements of engineering and statistical approaches by considering both the building physical characteristics and relationships and measured historical data [4]. From these methods, the Statistical methods have gained significant ground with a growing interest and implementation of Artifical Neural Network (ANN) models, which has become an important class in empirical nonlinear modeling [1,6].

The residual sector는 전력회사에서 제공하는 1차 전원에서 변환된 에너지를 소비하여 거주자의 생활수준을 지원하는데 사용하기에 적합하다. 소비되는 이 2차에너지의 모델링과 시뮬레이션은 가장 효율적이고 비용 효율적인 선택을 평가하고 결정하기 위해 건물의 개조뿐만 아니라 새 건물의 대안설계 분석에서 중요하다. 주거용 에너지 모델은 에너지 소비를 추정 및 시뮬레이션하기 위해 생활 표준에 기초한 입력 데이터에 의존한다. 입력 데이터에 사용할 수 있는 정보의 양의 불일치는 그러한 정보 부족을 보완하기 위해 몇 가지 다른 모델링 기법을 산출했으며, 이러한 기술의 다양한 강점, 약점 및 기능이 제시되고 논의되었다.

건물에너지 소비를 예측하는데 사용되는 여러 일반적인 방법은 engineering, 통계, 하이브리드 방법으로 분류할 수 있다. 엔지니어링 방법은 “장비 및 시스템 and/or 열전달 및 열역학적 관계를 사용하여 최종 사용에너지 소비를 고려한다”. 통계적 방법은 건물 에너지 소비에 대한 과거 또는 수집된 데이터와 모든 종류의 데이터 분석을 사용하여 인공 신경망을 포함한 특정 (end-uses)최종 사용에서 에너지 소비의 근원을 식별한다. 하이브리드 접근법은 건물의 물리적 특성과 관계 및 측정된 과거 데이터를 모두 고려하여 엔지니어링 및 통계적 접근법의 요소를 결합한다. 이러한 방법을 통해 통계적 방법은 (empirical nonlinear) 경험적 비선형 modeling의 중요한 클래스가 된 인공신경망(ANN) 모델에 대한 관심과 구현이 증가함에 따라 상당한 입지를 굳혔다.

According to Zhao et al., ANNs are very widely used artificial intelligence models due to its effective approach in building energy applications [7]. Moreover, prediction of residential building energy consumption fits better with NN models than with the conventional statistical models such as linear regression analysis due to the ability to perform nonlinear analysis, to do parallel structures that allow uninterrupted computing, to learn and train, and to implement with flexibility and relative ease [5,8]. There are several studies that demonstrate very good approximation in energy consumption forecasting using ANN models in residential applications, some of which are discussed in Section 2. For model development in this study, data for an unoccupied research house was used and variation in energy consumption is strongly dependent on weather. Although the model developed is mainly intended for future research at this house, this approach is similar to approaches found in the literature where the impact of the occupancy is considered approximately constant and the model captures the influence of weather [9,10]. For example, Mullen et al. used an unoccupied research building at University College Cork (UCC), Ireland that has two fan assisted convectors and several furniture, but no additional heating or momentum sources such as people during the experiments for their CFD simulation study.

Zhao등에 따르면, ANN은 건물 에너지 분야에서 효과적인 접근 방식이기 때문에 매우 널리 사용되는 인공지능 모델이다. 또한, 주거용 건물 에너지 소비 예측은 비선형 분석을 수행하고, 중단 없는 컴퓨팅을 가능하게 하는 병렬 구조를 수행하고, 학습 및 훈련하고, 유연성과 비교적 쉽게 구현할 수 있는 능력으로 인해 선형 회귀 분석과 같은 기존의 통계 모델보다 NN 모델에 더 적합하다. 주거용 application에서 ANN 모델을 사용하여 에너지 소비 예측에서 매우 우수한 근사치를 입증하는 몇 가지 연구가 있으며, 그 중 일부는 Section2에서 논의된다. 본 연구에서는 모델 개발을 위해 비어 있는 (research house)연구소에 대한 데이터를 사용하였으며 에너지 소비량의 변동은 날씨에 크게 좌우된다. 개발된 모델은 주로 이 집에서 향후 연구를 위한 것이지만, 이 접근법은 거주자의 영향이 거의 일정하다고 간주되고 모델이 날씨의 영향을 포착하는 문헌에서 발견되는 접근법과 유사하다. 예를 들어, Mullen 등이 아일랜드의 UCC에 비어 있는 연구용 건물을 사용했는데, 이 건물은 선풍기 보조 대류기(fan assisted convectors) 2개와 여러 가구가 있지만 CFD 시뮬레이션 연구를 위한 실험동안 사람과 같은 추가적인 난방이나 momentum(운동량)공급원이 없었다.

In addition, Lü used real test data from an unoccupied two-story museum house in Anjala, Finland to verify a physics-based heat and moisture transfer model [12]. Finally, Moon et al. assumed a constant value of occupant activity level for a target two-story detached residential house to incorporate into NN model prediction and control design of indoor air temperature and humidity [13]. So, without the influence of weather conditions, the energy use on a monthly basis of a house would be similar from one month to another, but the monthly energy consumption changes due to weather which is readily captured by a model as the proposed in this study. With the idea of making this paper a self-contained work for the reader regarding the use of NN for residential buildings, the outline is as follows. Section 2 reviews some studies that employ NN models in residential applications, Section 3 presents discussion on NN modeling approach, Section 4 provides experimental setup and procedure for the research house, Section 5 compares and discusses the two NN energy consumption models based on two different algorithms, and finally, Section 6 concludes on energy consumption prediction using neural network models.

또한, Lu는 핀란드 안잘라에 비어 있는 2층 박물관에서 실제 테스트 데이터를 사용하여 물리 기반 열과 습기 전달 모델을 검증했다. 마지막으로, Moon등은 실내 공기 온도와 습도의 NN 모델 예측과 제어 설계에 통합하기 위해 대상 2층 단독주택에 대한 거주자 활동 수준의 일정한 값을 가정했다. 따라서 날씨 조건의 영향을 받지 않으면 주택의 월별 에너지 사용량은 한달간격으로 비슷하지만, 본 연구에서 제안한 것처럼 모델에 의해 쉽게 포착되는 날씨로 인해 월별 에너지 소비량은 변화한다.