**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. 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.

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 간주하는 문헌과 날씨의 영향을 포착하는 모델과 유사하다.

예를 들어, Mullen 등이 아일랜드의 UCC에 비어 있는 연구용 건물을 사용했는데, 이 건물은 대류기(fan assisted convectors) 2개와 여러 가구가 있지만 CFD 시뮬레이션 연구를 위한 실험동안 사람과 같은 추가적인 난방이나 momentum(운동량)공급원이 없었다. 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. 본 논문을 주거용 건물에 대한 NN의 이용과 관련하여 독자를 위한 self-contained work로 만들자는 취지에서, 개요는 다음과 같다. Section 2에서는 주거용 애플리케이션에 NN 모델을 사용하는 일부 연구를 검토하고, Section 3에서는 NN 모델링 접근법에 대한 논의를 제시하며, Section 4에서는 연구소를 위한 실험 설정 및 절차를 제공하고, Section 5에서는 두가지 다른 알고리즘에 기초한 두가지 NN 에너지 소비 모델을 비교 및 논의하며, 마지막으로 Section 6에서는 NN 모델을 사용한 에너지 소비량 예측의 결론을 내린다.

**2. Background on applications of neural network models**

Artificial NN have been developed to generalize the nervous system of a human being into one or more mathematical models [5]. The concept of NN analysis was discovered about five decades ago, but, in the past two decades, its applications have become wider and popular due to significant advancement in technology to solve challenging problems with faster processing speed and higher computing capacity [5,7]. Artificial NN have successfully overcome the research stages to find its place in real time applications throughout various industries including aerospace, robotics, energy, medicine, economics, psychology and neurology [5,14].

The concept was applied to modeling of energy consumption in individual buildings throughout the last decade of the 20th century, starting with commercial buildings [8]. Several researchers have demonstrated that they can be more reliable at predicting energy consumption in a building than other traditional statistical approaches because of their ability to handle nonlinear patterns with high computing speed and high accuracy [7,15]. Such traditional statistical approaches, which are usually steady-state methods, include use of simple or multiple linear regression to find the relationship between the outputs and inputs parameters as well as variable-base degree-day method and change-point models [5].

ANN은 인간의 신경계를 하나 이상의 수학적 모델로 일반화 generalize하기 위해 개발되었다. NN 분석의 개념은 약 5 decades 전에 발견되었지만, 지난 2 decades 동안 더 빠른 처리 속도와 더 높은 컴퓨팅 용량으로 어려운 문제를 해결하기 위한 기술의 상당한 발전으로 인해 적용 범위가 넓어지고 대중화되었다. ANN은 연구 단계를 성공적으로 극복하여 항공우주, 로봇공학, 에너지, 의학, 결제, 심리학 및 신경학을 포함한 다양한 산업에 걸쳐 실시간으로 그 위치를 찾았다.

이 개념은 (commercial)상업용 건물을 시작으로 20세기 마지막 decade 동안 (individual)개별 건물의 에너지 소비 모델링에 적용되었다. 여러 연구자들은 높은 계산 속도와 높은 정확도로 비선형 패턴을 처리할 수 있는 능력 때문에 다른 전통적인 통계 접근 방식보다 건물 내 에너지 소비를 예측하는데 더 신뢰할 수 있음을 입증했다. 일반적으로 steady-state 방법인 전통적인 통계 접근법은 출력과 입력 매개 변수 사이의 관계를 찾기 위해 단순 또는 다중 선형 회귀를 사용하는 것뿐만 아니라 (variance-base)가변 기준 (degree-day)도-일 방법과 change-point 모델을 포함한다.

* Degree day : measure of heating or cooling

Building energy consumption is a vital variable, not only in scientific analysis, but also in cost analysis. Thus, high accuracy is important in development of the energy consumption model because underestimation of energy consumption could lead to potential outages that can be detrimental to social and economic lifestyles while overestimation would lead to unnecessary idle capacity and thus wasted financial resources [16]. Therefore, there have been several studies to develop accurate prediction of energy consumption with various types of statistical models and approaches. Since conventional statistical models require significant amount of collected data and are reasonably accurate for nearlinear data, NN models are able to account for nonlinear data characteristics that are observed in the varying electrical loads seen by utility meter readings [1,7,17].

건물의 에너지 소비는 과학적분석 뿐만 아니라 비용 분적에서도 중요한 변수(vital variable)이다. 그리고 에너지 소비의 과소평가는 사회 및 경제 lifestyle에 해로울 수 있는 잠재적 outages로 이어질 수 있고, 과대평가는 불필요한 idle 용량과 재정자원 낭비로 이어질 수 있기 때문에 높은 정확도는 에너지 소비 모델의 개발에 중요하다. 따라서 다양한 유형의 통계 모델과 접근방식을 사용하여 에너지 소비의 정확한 예측을 개발하기 위한 여러 연구가 있었다. 기존의 통계 모델은 상당한 양의 수집된 데이터를 필요로 하고 선형 데이터에 대해 상당히 정확하기 때문에, NN 모델은 utility meter 판독으로 보이는 다양한 전기 부하에서 관찰되는 비선형 데이터 특성을 설명할 수 있다.

Aydinalp et al. [8,18] carried out a comparison of three methods that are currently used to model residential energy consumption at the national level: the Engineering method (EM), the conditional demand analysis (CDA) method, and the NN method. The space heating (SH), domestic hot water (DHW) and appliance, lighting and cooling (ALC) energy-consumptions are modeled based on the Canadian residential sector during the year of 1993 where output variables that are estimated and simulated using NN by Aydinalp et al. [19,20]. After evaluating various approaches for the three models, the optimal NN models resulted in very high prediction performance of the energy consumption models with the coefficients of determination of 0.87 and higher, which is significantly better than the prediction performance of the EM model (the coefficient of determination below 0.8) developed using the same database [19,20].

Aydinalp(18)은 최근 국가 수준에서 주거용 에너지 소비를 모델링하는데 사용되는 세가지 방법, 즉 엔지니어링(EM), 조건부 수요 분석방법(CDA) 및 NN 방법을 비교했다. 공간 난방(SH), 가정용 온수(DHW) 및 appliance, 조명 및 냉각(ALC) 에너지 소비는 1993년동안 캐나다 주택 부문을 기반으로 모델링 되었다. 여기서 출력변수는 NN을 사용하여 추정되고 simulated 되었다. 세 모델에 대한 다양한 접근법을 평가한 후, 최적의 NN 모델은 결정계수가 0.87 이상인 에너지 소비 모델의 예측 성능이 매우 높았으며, 이는 같은 데이터베이스를 사용한 EM 모델의 예측 성능(0.8 이하)보다 훨씬 우수했다.

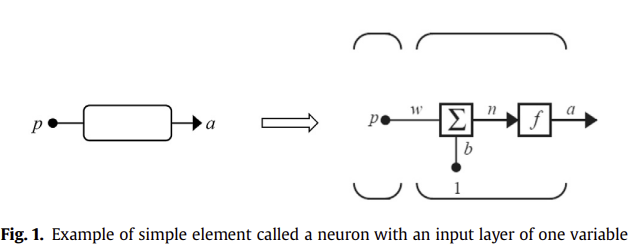
Similarly Kialashaki and Reisel [16] compares NN and multiple linear regression models for the national residential sector in the United States where the NN model coefficients of determinations were observed to be above 0.98 while the regression model coefficients were between 0.95 and 0.98. Li and Wang have developed three different types of models where one is a single-variable hybrid model of a known first order differential equation while the other two incorporate the traditional hybrid model with NN modeling. The authors are able to successfully apply the models to forecast the electricity demand in China for the last decade of the 21st century where the hybrid models with NN approach predict maximum error of about 6% while the hybrid model estimate maximum error of almost 9% [21].

마찬가지로 Kalashaki and Reisel은 미국의 국립 주택 부문에 대한 NN과 다중선형 회귀모델을 비교한다. 여기서 NN모델의 determination 결정계수(coefficients)는 0.98이상인 반면 회귀 모델 결정계수는 0.95~0.98이다. Li와 Wang은 3가지 다른 유형의 모델을 개발했는데, 하나는 알려진 1차 미분 방정식의 단일 변수 하이브리드 모델이고, 다른 두개는 NN 모델링에 전통적인 하이브리드 모델을 통합한다. 저자는 21세기 마지막 decade의 중국의 전력 수요를 예측하기 위해 모델을 성공적으로 적용할 수 있다. 여기서 the hybrid models with NN approach가 최대오차를 약 6%로 예측하는 반면, 하이브리드 모델은 최대오차를 거의 9%로 추정한다.

However, the NN approach is not just limited to national residential building energy forecasting, but also can be applied to individual homes. In one of the few such studies, Moon et al. developed an artificial NN model for predicting the building energy consumption to compare with other modeling approaches [22]. The authors also incorporated their optimal NN model with an advanced control strategy for creating more comfortable thermal environments in residential buildings [23]. Moon and Kim developed three NN models with an identical approach for predicting change in temperature, change in humidity, and change in Predicted Mean Vote (PMV) using the Neural Network toolbox in the MATLAB® software. The eight input variables of the models include exterior air temperature and exterior humidity to validate the amount of energy consumption and temperature profile, compared to the experimental results [13]. The experimental and training data set is taken from a typical two-story detached residential house in Detroit, MI over a period of five days. The amount of energy consumed to provide heat by the heating device in the experiment and simulation are 14.33 kWh and 14.48 kWh, respectively. The difference of 1% is considered to be an acceptable amount when compared to the other studies reviewed by the authors. The findings of the comparative studies by Moon et al. indicated that the NN method can be used to develop models with confidence to predict the energy consumption in residential houses [24,25]. Thus, NN models have distinct advantages in predicting the energy consumption and the impact of socio-economic factors on energy consumption.

그러나 NN 접근법은 국가 주거용 건물 에너지 예측에만 국한되지 않고 개별 주택에도 적용할 수 있다. 그러한 몇 안 되는 연구 중 하나에서, Moon 등은 다른 모델링 접근법과 비교하기 위해 빌딩 에너지 소비를 예측하기 위한 인공 NN 모델을 개발했다. 또한 저자들은 주거용 건물에 보다 편안한 열(thermal) 환경을 조성하기 위한 고급 제어 전략과 (optimal)최적의 NN 모델을 통합했다. Moon과 Kim은 MATLAB® 소프트웨어의 신경망 toolbox를 사용하여 온도 변화, 습도 변화 및 Prediction Mean Vote(PMV) 변화를 예측하는 동일한 접근 방식을 가진 NN 모델 3개를 개발했다. 모델의 8가지 입력 변수에는 실험 결과와 비교하여 에너지 소비량과 온도 profile을 검증하기 위한 외부 공기 온도와 외부 습도가 포함된다. 실험 및 훈련 데이터 세트는 MI, Detroit에 있는 일반적인 2층 단독 주택에서 5일 동안 수집되었습니다. 실험 및 시뮬레이션에서 열공급을 위한 가열장치에 의해 소비되는 에너지의 양은 각각 14.33 kWh, 14.48 kWh이다. 1%의 차이는 저자가 검토한 다른 연구와 비교할 때 허용 가능한 양으로 간주된다. Moon 등의 비교 연구 결과는 NN 방법을 사용하여 주택의 에너지 소비를 예측할 수 있는 모델을 개발할 수 있음을 보여주었다. 따라서 NN 모델은 에너지 소비의 사회 경제적 요인이 에너지 소비에 미치는 영향을 예측하는 데 뚜렷한 이점을 갖는다.

**3. Modeling approach**

****

**텍스트이(가) 표시된 사진

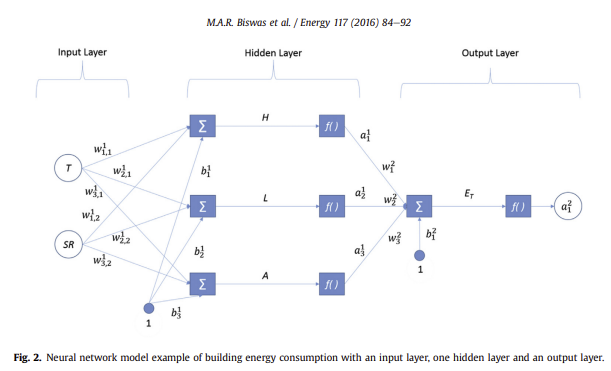
자동 생성된 설명** In its simplest form, which is demonstrated in Fig. 1, an artificial NN model consists of simple individual elements, also known as neurons, where each neuron n has an input p, a weight function w and a bias function b to produce a response *a*

**텍스트, 시계, 안테나이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명**where f( ) is an activation function to scale or convert the neuron value into meaningful response values for further analysis [16,26]. The activation function can be a linear function, which can be y ≤ x, or the log-sigmoid function, which can be given by Ref.

그림 1에 나타난 가장 단순한 형태에서, ANN 모델은 뉴런이라고 알려진 간단한 개별 요소로 구성되며, 각 뉴런은 a를 생성하기 위한 입력 p, 가중치 함수 w 및 bias 함수 b를 가지고 있다.

여기서 f()는 추가분석을 위해 뉴런값을 스케일링 하거나 의미있는 response 값으로 변환하는 활성화 함수이다. 활성화 함수는 y ≤ x일 수 있는 선형 함수이거나, 로그-시그모이드 함수일 수 있다.



A typical network consists of an input layer, one or more hidden layers where each layer has more than one neuron operating in parallel, and an output layer of one or more outputs that can be represented by the neurons. The number of neurons can vary for each layer independently. Fig. 2 illustrates an example of neural network containing an input layer of two independent variables, one hidden layer of three neurons, and an output layer of one neuron. As illustrated in Fig. 2, all neurons at the same level (or column) are said to belong to the same ‘layer.’ The input layer consists of all input variables. The neurons in subsequent layers receive a neuron response of the previous layer as their inputs. Each individual neuron is connected to all other neurons of the previous layer through a weight functions w and its response 텍스트이(가) 표시된 사진

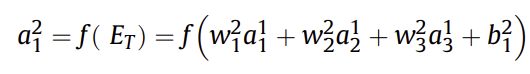
자동 생성된 설명 is generated by the activation function f( ). The example in Fig. 2 shows a building energy consumption model that has two input variables: the dry-bulb temperature T and the solar radiation SR. To arbitrarily represent the usage of electricity of different units and systems in a house, we can designate three neurons in the hidden layer: Heating, Ventilation, and Air Conditioning (HVAC) system H, lighting system L, and household appliances A. The total energy consumption ET is the only neuron in the output layer. This arrangement of the NN model allows it to perform summation and apply activation functions to determine the values of a hidden or output layer. In the example, the summation and activation in the hidden layer would be:

일반적인 네트워크는 입력 레이어, 하나 이상의 hidden 레이어(각 레이어가 병렬로 작동하는 하나 이상의 뉴런을 가짐), 그리고 뉴런으로 표현될 수 있는 하나 이상의 출력 레이어로 구성된다. 뉴런의 수는 각 layer에 따라 독립적으로 달라질 수 있다. 그림 2는 두 개의 독립 변수로 이루어진 입력 층, 세 개의 뉴런으로 이루어진 하나의 hidden층, 그리고 하나의 뉴런으로 이루어진 출력층을 포함하는 신경망의 예를 보여준다. 그림 2에서 보는 바와 같이, 동일한 level(또는 열)의 모든 뉴런은 동일한 'layer'에 속한다고 한다. 입력 계층은 모든 입력 변수로 구성된다. 후속(subsequent) 층의 뉴런은 입력으로 이전 층의 뉴런 응답을 받는다. 각각의 개별 뉴런은 weight 함수 w를 통해 이전 층의 다른 모든 뉴런과 연결되며, response 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명은 활성화 함수 f()에 의해 생성된다. 그림 2의 예는 dry-bulb 온도 T와 solar radiation(일사) SR의 두 가지 입력 변수를 갖는 건물 에너지 소비 모델을 보여준다. 가정에서 서로 다른 단위와 시스템의 전기 사용량을 임의로 나타내기 위해, 우리는 hidden층에 세 개의 뉴런을 지정할 수 있다. 난방, 환기 및 에어컨(HVAC) 시스템 H, 조명 시스템 L 및 가전 제품 A. 총 에너지 소비 E\_T는 출력 계층의 유일한 뉴런이다. NN 모델의 이러한 정렬을 통해 합계를 수행하고 활성화 함수를 적용하여 hidden계층 또는 출력 계층의 값을 결정할 수 있다. 이 예에서 hidden 계층의 합계와 활성화는 다음과 같다.

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명where subscripts are element indices of the parameters (weight and bias) and superscripts are the layer indices of the hidden layer. The activation functions are chosen to be the linear function. The responses of the hidden layer are fed into the output layer to obtain the output response ->

where the activation function is also the linear function, which leaves the output neuron unchanged to give . However, the best model depends on the number of hidden layer neurons to enhance the results so an optimum number of hidden layer neurons would be based on a desired model accuracy. Hidden layer neurons may be selected using an optimized algorithm technique or using a hit-and-trial method [5]. Moreover, the optimal number of neurons could be established using a formula [22].

텍스트이(가) 표시된 사진

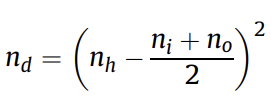
자동 생성된 설명where nh is the number of neurons in the hidden layer and ni is the number of input variables.

여기서 subscripts(아래숫자)는 매개변수(weight, bias)의 element 인덱스이고 superscripts(위숫자)는 hidden 계층의 layer 인덱스이다. 활성화함수는 선형함수로 선택되었다. hidden 레이어의 응답은 출력응답을 얻기 위해 출력 계층으로 공급된다.

활성화 함수 또한 선형 함수이며, 이는  를 제공하기 위해 출력 뉴런을 변화시키지 않는다. 그러나 best 모델은 원하는 모델 정확도를 기반으로 최적의 hidden 레이어 뉴런 수가 결과를 향상시키도록 hidden 레이어 뉴런의 수에 의존한다. Hidden 레이어 뉴런은 최적화된 알고리즘 기법이나 hit-and-trial 방법을 사용하여 선택할 수 있다. 또한, 최적의 뉴런 수는 공식을 사용하여 설정할 수 있다. 여기서 nh는 숨겨진 층의 뉴런 수이고 ni는 입력 변수의 수이다.

After the layers and neurons of the NN model are determined and set in order, a collected dataset is randomized and divided into three sets for the model: training, validation and testing. A training set is a group of matched input and output patterns used for training the NN model, usually by suitable modification of the weight functions to minimize the error. A suggested minimum number of data sets can be calculated using.

NN모델의 레이어와 뉴런이 결정되고 순서대로 설정된 후, 수집된 데이터 세트는 무작위화 되고 모델에 대한 세가지 집합, train, valid, test로 구분된다. Training set는 NN모델을 훈련하는데 사용되는 일치된 입력 및 출력 패턴의 그룹으로, 일반적으로 오류를 최소화하기 위해 가중치 함수를 적절하게 수정한다. 제안된 최소 데이터 세트 수를 사용하여 계산할 수 있다.

where nd is the minimum number of data sets and no is the number of neurons in the output layer. The outputs are the dependent variables that the network generates as a result of the relevant input. For training, the input data is passed through the neural network to estimate the value of the output variable. When each pattern is analyzed, the network uses the input data to result in an output that can be compared to the training pattern for consistency and error minimization. After the network has run through all the input patterns, if the error is still greater than the maximum desired tolerance, the NN model runs again through all the input patterns repeatedly until all the errors are within the required tolerance [17,23]. The NN is considered to complete training after the NN holds the estimated weight and bias parameters constant to be used to in the next step of validation, which utilizes the validation data set to determine if the model is adequate [6]. After the model is validated, the untrained input data or training data set is employed to make decisions, identify patterns or define associations depending on the objective of the model.

여기서 nd는 최소 데이터 집합 수이고, no는 출력 계층의 뉴런 수이다. 출력은 네트워크가 관련 입력의 결과로 생성하는 종족변수이다. 훈련을 위해 입력 데이터는 신경망을 통해 전달되어 출력 변수의 값을 추정한다. 각 패턴을 분석할 때 네트워크는 입력 데이터를 사용하여 일관성 및 오류 최소화를 위한 훈련 패턴과 비교할 수 있는 출력을 얻는다. 네트워크가 모든 입력 패턴을 실행한 후, 오류가 여전히 원하는 최대 허용 오차보다 크면, NN모델은 모든 오류가 required 허용 오차 범위 내에 들어갈 때까지 모든 입력 패턴을 반복하여 다시 실행한다. NN이 다음 검증단계에서 사용할 추정 weight, bias 매개변수를 일정하게 유지한 후 NN이 훈련을 완료된 것으로 간주되며, NN은 모델이 적절한지 여부를 결정하기 위해 검증 데이터 세트를 활용한다. 모델이 검증되면 훈련되지 않은 데이터 또는 훈련 데이터 세트를 사용하여 모델의 목표에 따라 결정을 내리고 패턴을 식별하거나 연관성을 정의한다.

The model is achieved by minimizing the error values between the target or actual data values and the predicted data values based on the pattern given. The error minimized in the model can be of different types, including the sum of squares error (SSE) and the mean squared error (MSE), and depends on the user preference. The SSE can be defined as 손목시계, 시계이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 where Z is the set of predicted values, and Y is the set of experimental data values. The MSE can be similarly defined as 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 where n is the number of data points in the set [15]. These errors can then be used in different statistical analysis including the coefficient of determination. This coefficient can be described as 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 where Cor(Z,Y) is the correlation coefficient, Y is the mean of the data and PðY YÞ 2 is total sum of squares. The value of R2 varies between 0 and 1; a value of R2 ¼0.9 indicates that 90% of the total variability in the response variable is accounted for by the predictor variables, which is a reasonable indicator for good fit, but further analysis may be required to ensure robust fit.

이 모델은 대상 또는 실제 데이터 값과 주어진 패턴을 기반으로 예측된 데이터 값 사이의 오차 값을 최소화함으로써 달성된다. 모델에서 최소화된 오차는 제곱합 오차(SSE)와 평균 제곱 오차(MSE)를 포함하여 다양한 유형이 될 수 있으며 사용자 선호도에 따라 달라진다. SSE -> Z는 예측 값의 집합이고 Y는 실험 데이터 값. MSE-> n은 집합의 데이터 포인트 수. 이러한 오류는 결정 계수를 포함한 다양한 통계 분석에 사용될 수 있다. 이 계수 R^2 -> Cor(Z,Y)=상관 계수, =데이터의 평균, 분모부분=제곱합. R^2의 값은 0과 1 사이이며, R^2=0.9은 response 변수의 총 variables의 90%가 예측 변수에 의해 설명된다는 것을 나타내며, 이는 good fit에 대한 합리적인 지표이지만, robust fit을 보장하기 위해 추가 분석이 필요할 수 있다.

Since the training speed and accuracy of error minimization are important to obtain a reliable model, optimization is key, and thus different algorithms can be employed and evaluated. The backpropagation algorithm is a common algorithm used in artificial NN approach. First order techniques feature the venerable backpropagation algorithm. Though this algorithm is tried and true, it is often plagued by slow convergence and getting stuck in local minima. For fast convergence, we would like to use Newton's method to train our MLP, but the Hessian matrix for the whole network is singular [27]. An alternative to overcome this problem is to modify the Hessian matrix as in the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm.

신뢰할 수 있는(reliable) 모델을 얻기 위해서는 오류 최소화의 훈련 속도와 정확도가 중요하기 때문에 최적화가 핵심이며, 따라서 서로 다른 알고리즘을 채택하고 평가할 수 있다. 역전파 알고리즘은 인공 NN 접근법에 사용되는 일반적인 알고리즘이다. 1차 기술(First order techniques)은 존경할 만한(venerable) 역전파 알고리즘을 특징으로 한다. 이 알고리즘은 시도되고 사실이지만, 느린 수렴(convergence)과 로컬 최소값(local minima)으로 인해 종종 어려움을 겪는다. 빠른 수렴을 위해, 우리는 우리의 MLP를 훈련시키기 위해 뉴턴의 방법을 사용하고 싶지만, 전체 네트워크에 대한 Hessian 행렬은 특이행렬이다. 이 문제를 극복하기 위한 대안은 Levenberg-Marquardt(LM) 알고리즘처럼 Hessian 행렬을 수정하는 것이다.

* Singular matrix 특이 행렬 : 역행렬이 존재하지 않는 행렬

The LM algorithm adds a small term to the Hessian matrix to improve the conditioning. Extensive research has been done in finding good initial values for . Small values of m allow the performance to approach Newton's algorithm whereas large values of m are identical to gradient descent or backpropagation algorithm performance.

LM 알고리즘은 conditioning을 개선하기 위해 Hessian 행렬에 작은 항 를 추가한다. 의 좋은 초기 값을 찾기 위해 광범위한 연구가 수행되었다. 의 값이 작으면 성능이 뉴턴 알고리즘에 접근할 수 있는 반면 의 값이 크면 경사 하강이나 역전파 알고리즘 성능과 동일하다.

Initialization is important in neural network modeling and there are several methods to do this. One simple method that can be easily used in feedforward networks is the Output Weight Optimization (OWO) algorithm [29]. OWO calculates the output weight matrices, which are concatenated into a vector wo column by column after the input weight matrix W determined in some fashion, usually by random initialization. OWO minimizes the error function

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 where R and C are estimates for the auto- and cross-correlations of the underlying random process, and Et is sum of average squares of the target vector elements. Equation (7) is minimized by the solution to the linear equations RW ¼ C. These equations can be solved using any number of methods, but special care must be taken when R is ill-conditioned. In this paper, we use orthogonal least squares [30]. OWO is merely Newton's algorithm for the output weights since Equation (7) is quadratic. A modern descendant of OWO is the Extreme Learning Machine [31] training.

초기화는 신경망 모델링에서 중요하며 이를 위한 몇 가지 방법이 있다. Feedforward 네트워크에서 쉽게 사용할 수 있는 한가지 간단한 방법은 출력가중치 최적화(OWO) 알고리즘이다. OWO는 출력 가중치 \행렬을 계산하는데, 출력 가중치행렬은 주로 무작위 초기화에 의한 방식으로 입력 가중치행렬 W이 결정된 이후에 한 열씩 벡터 w0열로 concatenated된다. OWO는 오류 함수, E(w0)를 최소화한다. 여기서 R과 C는 underlying 랜덤 process의 auto-, cross- correlation에 대한 추정치이고 Et는 대상 벡터 요소의 평균 제곱합이다. 방정식 (7)은 선형 방정식 RW = C에 대한 해로 최소화된다. 이 방정식은 여러 가지 방법으로 풀 수 있지만, R이 잘못된 조건(ill-conditioned)일 때는 각별히 주의해야 한다. 본 논문에서는 직교 최소 제곱(orthogonal least squares)을 사용한다. 방정식 (7)이 2차이므로 OWO는 출력 가중치에 대한 뉴턴의 알고리즘일 뿐이다. OWO의 현대적 후손은 Extreme Learning Machine 교육이다.

Newton's algorithm is the basis of a number of popular second order optimization algorithms including Levenberg-Marquardt [32]. Newton's algorithm is iterative where each iteration calculates the Newton direction d and updates variables with direction d. The vector d is calculated by solving the linear equations  where H is the Hessian matrix and g is the gradient of the objective function, which is the error. The variables are then updated as 

Non-quadratic objective functions require a line search. This results in w being updated as 

뉴턴의 알고리즘은 Levenberg-Marquardt를 포함한 많은 인기 있는 2차 최적화 알고리즘의 기초이다. 뉴턴 알고리즘은 각 반복이 뉴턴 방향 d를 계산하고 방향 d로 변수를 업데이트하는 반복 알고리즘이다. 벡터 d는 Hd=g 선형 방정식을 풀어서 계산한다. 여기서 H는 Hessian행렬이고 g는 목적 함수의 기울기, 즉 오차이다. 그러면 변수는 다음과 같이 업데이트된다. w<-w+d

2차식이 아닌 목적 함수에는 라인 검색이 필요하다. 따라서 업데이트된다. w<-w+zd

OWO-Newton iteratively trains output weight using OWO and the input weights using Newton's method. This is done until a specified tolerance is reached or for a fixed number of iterations. Much of the content presented about the OWO-Newton algorithm and its building blocks are taken from Robinson et al.

OWO-Newton은 OWO를 사용한 출력 가중치와 뉴턴의 방법을 사용한 입력 가중치를 반복적으로 훈련시킨다. 이 작업은 지정된 허용오차에 도달하거나 고정된 반복 횟수에 도달할 때까지 수행된다. OWO-뉴턴 알고리즘과 그 구성 요소에 대해 제시된 콘텐츠의 대부분은 로빈슨 외에서 가져온 것이다.

**4. Experimental environment: TxAIRE research house**