

스마트물류센터의 제품 환경 예측 기술 개발

Development of a Technology for Predicting Product Environment in Smart Logistics Centers

김시구¹, 류광열^{1*}, 박영태², 김동윤³

¹부산대학교 산업공학과, ²동의대학교 무역학과,

³동의대학교 창조무역해양경영융합연구소

¹{siku.kim, [@pusan.ac.kr](mailto:kyryu), ²gregory@deu.ac.kr, ³dongyun@deu.ac.kr

Abstract

최근 4차 산업혁명이 부상하면서 핵심 요소 기술인 인공지능(Artificial Intelligence: AI), 사물인터넷(Internet of Things: IoT), 빅데이터 등을 기반으로 한 ‘물류 4.0’시대가 도래하고 있다. 또한 글로벌 물류 경쟁 환경의 발전에 따라 물류 고도화 시스템 개발의 필요성이 증가하고 있다. 물류시스템 혁신은 단순 비즈니스 모델의 개발에 멈추어서는 실효성이 없으며, 물류 관련 IT, H/W, S/W 기술의 접목을 요구하고 있다. 국내의 경우 기존의 물류센터는 보관 위주의 창고기능에 그치고 있으며, ICT를 접목한 스마트 물류관리 시스템으로 전환이 필요한 상황이다. 본 논문에서는 AI를 기반으로 스마트물류센터 내에서 수집된 물류 데이터를 수집·분석하여 의미 있는 정보를 추출·활용하기 위한 데이터 분석체계 설계를 제안한다. 제안된 AI기반 제품환경 예측기술 개발은 수집된 데이터를 기반으로 스마트물류센터에 적합한 학습모델 개발 및 작동 시나리오 설계로 구성되어 있다. 제안된 물류데이터 분석체계는 스마트물류센터 제품에 대한 최적 취급 기술 개발 및 물류 조건 예측에 활용될 수 있다. 본 연구를 통해 스마트물류센터 가치 창출 및 스마트 물류 산업의 혁신을 이룰 수 있을 것으로 기대한다.

Keywords: Cold-chain, IoT, ICT, AI, 물류 4.0

1. 서론

최근 신선식품 시장은 소비자의 인식과 산업 동향의 변화에 따라 급속도로 발전하고 있다. 소비자는 저렴한 가격 및 우수한 품질의 식품을 요구하고 있으며 이러한 소비자의 요구에 맞춰 다양한 서비스를 제공해야만 신선식품의 경쟁력을 확보할 수 있다. 보다 우수한 품질의 제품에 대한 고객의 요구를 충족시키기 위해서는 신선식품의 물류시스템을 개선할 필요가 있다. 또한 시장 개방과 수입 경로 다변화로 인한 글로벌 경쟁력이 필요하다. 그리고 예기치 않은 시장 환경에 적응하기 위해서는 냉동·냉장창고의 전통적인 물류 및 제어 시스템을 보다 통합 된 물류 시스템과보다 경쟁력 있는 관리 시스템으로 전환 할 필요가 있다.

그동안 건화물을 보관하는 일반창고에 대해서는 다양한 연구가 진행되어져 왔고, 다양한 업체에서 IoT, 빅데이터, 위치기반 기술 등 최신 시설 도입과 운영 시스템 구축을 통한 운영 효율 개선과 차별화된 고객 서비스 제공을 통해 경쟁력을 높여 왔다 [1]. 하지만 냉동·냉장창고는 그 중요성 및 운영에 대한 관심이 부족한 현실이다. 특히 냉동·냉장창고는 작업환경이 열악하며 보관품의 잦은 파손, 신선도 저하, 선입선출의 어려움으로 인한 장기 저장품 발생 등 일반 상온창고에 비하여 여러 중요한 특징이 있기 때문에 차별화된 연구가 요구된다.

물류시스템 혁신은 비즈니스 모델의 개발에 멈추어서는 실효성이 없으며, 물류 관련 IT, H/W, S/W 기술의 접목을 모두 요구하고 있다. 본 연구에서는 콜드체인 물류 현장에서 실시간 수집되는 IoT 플랫폼과의 연계를 기반으로 물류센터 내에서 추출 가능한 데이터 및 제품의 유통 과정에서 발생하는 데이터를 수집·분석하여 의미 있는 정보를 추출·활용하기 위해 인공지능 기반 스마트물류센터 제품환경 예측기술 개발하고 아울러 이를 활용할 수 있는 방법론을 제시하고자 한다. 스마트물류센터 제품의 환경예측 기술은 스마트물류센터 제품에 대한 최적 취급·유통 전략 도출 및 물류 환경조건 예측 등 제품의 품질 유지와 함께 효과적 제품 유통을 지원할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 관련 연구

2-1. 콜드체인시스템

냉동·냉장창고는 일반적으로 수산물이나 육류제품을 신선하게 보관하기 위한 목적으로 냉동 및 냉장설비를 갖춘 창고로서 냉동창고는 -18℃, 냉장창고는 10℃ 이하의 저온을 유지하는 창고를 의미한다. 냉동·냉장창고는 신선식품의 유통 중 많은 부분을 차지하는 저장, 보관이라는 역할을 담당하기 때문에 이에 대한 관리 및 수요에 대한 관심이 커지고 있다 [2-4].

콜드체인(Cold-chain)은 저온을 유지시킨 상태에서 공급사슬 내 부패하기 쉬운 농수산물 등 온도에 민감한 상품의 생산, 보관, 유통, 판매, 소비의 전 과정을 포괄한다. 일반적인 상품과 달리 콜드체인 물류가 적용되는 농·수·축산물 및 의약품 등은 온도와 습도에 대한 지속적인 관리가 필요한 상품특성을 갖는다[5]. 또한 식품을 포함한 콜드체인 상품의 경우 일반 제품과는 달리 주로 유통기한이 존재하며 일정 기간이 지난 후 그 상품가치를 완전히 소멸해 버리는 문제점이 있다. 이러한 콜드체인의 특성으로 인해 냉동·냉장창고의 운영 현황 및 개선 방안에

대한 다양한 연구가 진행되어 왔다 [6, 7].

사물인터넷 기반 콜드체인 관리 기술의 경우 공급망 내 화물 정보를 수집, 저장, 분석하고 이를 관리 시스템으로 전송할 수 있는 센서 기술을 기반으로 한다. 수집된 데이터는 다양한 방식으로 분석되어 공급망의 운영에 활용된다 [8]. 콜드체인은 현재까지 그 중요성 및 운영에 대한 관심이 부족한 상태이며, 상온창고에 비하여 여러 중요한 특징이 있기 때문에 차별화된 연구가 필요하다. 특히 실시간으로 수집되는 데이터를 추출·활용하기 위한 방안이 필요한 실정이다.

2-2. 인공지능(AI)과 스마트물류

AI는 데이터를 바탕으로 컴퓨터가 스스로 학습할 수 있도록 기술과 알고리즘을 개발하는 것으로, 이미지 처리, 영상 인식, 음성 인식 등 다양한 분야에서 핵심 기술로서 미래의 데이터 예측에 매우 탁월한 성능을 보이고 있다 [9]. AI가 가지고 있는 강력한 예측기능은 다양한 분야에 적용될 수 있으며, 물류 분야 또한 AI 적용을 통해 콜드체인 내 문제점의 신속한 인지 및 조치를 통해 더욱 효율적인 관리가 가능하게 할 수 있다.

AI 학습방법은 크게 지도학습(Supervised Learning)과 비지도학습(Unsupervised Learning), 강화학습(Reinforcement Learning)으로 나눌 수 있다 [10]. 이 중 지도학습은 머신러닝에서도 주로 분류와 예측이 필요한 곳에 사용되며, 트레이닝 데이터에 레이블(Label)이 있는 경우를 말한다 [11]. 주로 사용되는 방식 중 분류기법은 입력 값을 범주로 분류하여 응답을 예측하고, 회귀분석은 데이터의 특징을 토대로 값을 예측하는 기법이다. 지도학습 방법은 훈련시 출력에 대한 정답을 알고 있어야 한다는 한계를 가지고 있다. 비지도 학습은 데이터에 레이블이 없으며, 데이터가 어떻게 구성되어 있는지를 확인하고 구별하는 문제의 범주에 속한다. 입력 값에 대한 목표치가 주어지지 않으며, 데이터의 주요 특징을 요약하고 설명하는데 활용된다 [12].

본 연구는 상관관계분석을 통해 변수

간에 어떤 선형적 또는 비선형적 관계를 갖고 있는지를 분석한다. 인공지능 분야에서는 두 가지 개체의 속성 값이 여러 개일 경우 이들 속성 값들에 의한 두 개체 사이의 유사도를 구할 때 상관관계분석을 자주 사용한다 [13]. 또한 선형 관계의 두 변수의 강도와 방향을 측정하기 위해 상관 계수를 사용한다. 본 연구에서는 상관관계분석을 통해 높은 상관 계수를 갖는 변수들을 추출하고 예측모델에 학습시킨다. 또한 전체 데이터를 활용한 학습모델과의 비교를 실시하여 어떤 모델이 더 높은 정확도를 보이는지 비교·분석한다. 예측모델은 인공지능영역을 활용한 회귀분석을 실시한다.

3. 냉동·냉장 물류데이터 분석체계 설계

3-1. 통계 분석 기반 유통품질관리 기술

신선도 유지 및 Cold-chain 제품의 품질관리와 동시에 소비자의 만족도를 높일 수 있는 최적의 유통 전략 도출을 위해서 통계 분석 기반 유통품질관리 기술을 정의하였다. 최근 콜드체인 환경을 보면 유통 단계에서 발생하는 요인들을 체계적으로 관리하고 정보화 할 수 있는 시스템이 기업에 요구된다. 따라서 고객의 요구에 따른 모든 품질을 확보, 유지하기 위해 수행하는 모든 활동 체계에 통계적 관리가 필요하다.

품질관리 모듈은 데이터를 표현하기 위한 시각화도구, 원인 분석을 위한 분석도구 및 불량 발생 이력 내역관리 도구가 필요하며 품질 관리를 위한 기본적인 시각화 기법은 산포도, 파레토 차트, 히스토그램 등이 있다. 통계적 분석도구는 현장에서 얻을 수 있는 데이터를 여러 통계적 기법을 이용하여 분석하는 도구로서 데이터를 수학적으로 분석하여 데이터의 활용도를 높이거나 가공되지 않은 데이터에서 발견할 수 없는 의미, 현상, 오류 등을 찾아내어 실제 데이터를 바탕으로 사실에 근거를 둔 품질관리 활동이 가능하도록 한다.

대표적인 통계 분석 도구로는 F-검정, T-검정, 분산분석 등이 있으며, F-검정은 3개

이상의 집단 사이의 평균 차이, 또는 두 개의 집단 사이의 산포 차이의 통계적 유의미성을 검증한다. T-검정은 두 집단 사이의 평균 차이의 통계적 유의미성을 검증하는 통계 분석 기법이며 이때 두 집단의 데이터 존재 유무 및 동일성에 따라 일표본, 독립표본, 대응표본 t 검정으로 구분한다. 분산분석은 표본자료의 평균값과 분산을 비교하는 방법으로 독립변수 개수의 따라 일원/다원분산분석으로 구분한다.

유통품질관리 모듈은 콜드체인 환경에서 이상이 발생하였을 경우 품질 발생 위치, 내역 및 제품 사진을 작성하여 공유하는 기능을 한다. 유통 환경에서 발생한 불량에 대해 내역을 기입하고 문제와 문제 해결 방안을 시스템에 작성하면 작성된 불량 발생 이력은 이후 새로운 제품 유통 시 유사 불량 사례를 제시하여 불량 발생에 대한 위험성을 알린다. 불량 관리를 위한 통계 분석 기반 품질 관리 모듈의 절차는 Fig. 1과 같다.

3-2. AI 기반 스마트물류센터 제품환경 예측 기술

Cold-chain 제품은 신선도 및 부패에 매우 민감한 제품들이다. Cold-chain 제품은 Warehouse, Delivery, 그리고 매장 전시 등 다양한 Cold-chain 환경을 거쳐 고객에게 전달된다. 그 과정에서 발생하는 환경의 변화는 제품의 품질에 큰 영향을 미칠 수 있다. 예를 들어서, 우유 및 유제품의 경우 항상 4℃ 이하를 유지해야 하지만 실제로 Delivery나 매장 전시 상황 및 공정 간 온도는 Fig. 2와 같이 분포된다. 즉, 대부분 3℃~4℃ 이하로 분포되지만 4℃~6℃ 사이에서도 다수 관찰된다. 이는 Cold-chain 제품의 부패 및 불량 위험성이 발생할 수 있는 문제이다. 따라서 콜드체인 상에서 제품의 환경 변화를 분석하고 예측할 수 있다면 고객에게 전달되는 콜드체인 제품의 품질 유지 및 고객 만족도 향상이 가능하다.

콜드체인에서 고려해야 하는 환경요인은 창고, 배송차량, 매장 전시대의 온도, 습도와

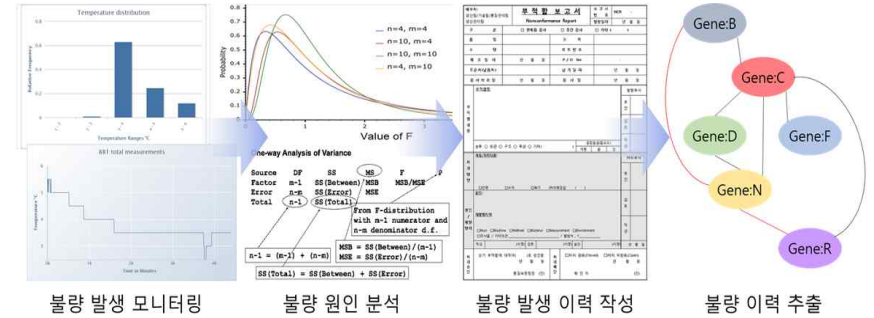


Fig. 1 통계 분석 기반 유통품질관리 기술 구성

공정 간 발생하는 상하차 시간, 주변 기후 등을 포함한다. 이러한 데이터의 충분한 확보가 가능하다면 인공지능경망, 메타휴리스틱 및 기계학습 방법론 등을 활용한 콜드체인 제품환경 예측 기반의 물류 방식 변화뿐 아니라, 유통기한 선정, 배송 규칙 및 저장량 등에 대한 의사결정 지원이 가능하다. 이러한 제품환경 데이터를 활용한 분석 및 예측을 위한 개념도는 Fig. 3과 같이 나타낼 수 있다 [15].

다양한 제품환경 데이터 중 관리 온도·습도 및 주변기후 데이터는 연속형 데이터로 발생하기 때문에 RNN 혹은 LSTM 네트워크와 같은 순환형 인공지능망으로 학습하는 것이 유리하다. 하지만 보관기간이나 상하차 시간 등은 이산형 데이터로 기본적인 Support Vector Machine(SVM) 또는 다층신경망(MLP; Multi-Layered Perceptron)으로 학습하는 것이 좋다. 따라서 콜드체인 환경데이터의 연속형, 이산형 특성을 학습한 두 모델의 결과를 상위 학습모델(High-level Learner)에 활용한다면 콜드체인 제품의 유통기한 설정, 배송규칙 개발, 공정별 저장량 설정 등에 대한 효과적인 의사결정이 가능할 것으로 예상된다. 하지만 본 연구에서는 데이터 확보의 한계로 인해 콜드체인 제품 배송차량의 환경데이터(외부온도 및 습도)를 활용하여 배송규칙 중 배송차량의 내부온도의 관리를 위한 전략 도출 부분으로 한정하여

다루고자 한다. 또한 연속형 데이터인 온습도 데이터 자체에 대한 수집의 한계로 인해 기준 시간마다 측정·수집된 이산화된 온습도 데이터를 활용하여 MLP 기반 다중회귀분석 모델을 개발하고 이를 통한 내부온도 예측을 수행하고자 한다.

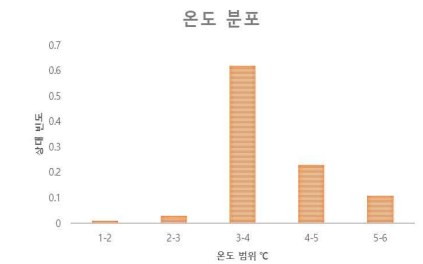


Fig. 2. 유제품 관리 중 온도 분포 [14]

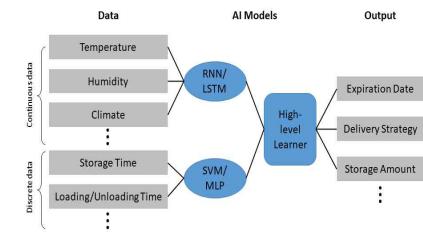


Fig. 3. AI 기반 콜드체인 제품 환경 예측 기술의 개념도 [15]

4. AI 기반 제품환경 분석 및 예측

본 연구에서는 유제품을 대상으로 한 인공지능 기반 제품 환경 예측 과정, 방법 및 결과를 사례연구로 제시한다. 먼저 사례연구를 위한 실험환경을 다음과 같이 정의한다.

- 유제품 배송 환경으로 한정하며 총 5대의 배송 차량을 대상으로 한다고 가정
- 각 배송차량은 5분 단위로 차량 내부의 온도와 차량 외부 온도 및 습도 데이터를 센서로 취득
- 실제 취득한 내부온도 데이터를 활용하여 시뮬레이션 데이터 생성
- 모든 배송차량의 총 배송시간인 19,380분에서 5분 단위로 취득한 3,876개의 데이터 활용

Table 1은 사례연구에서 사용한 평균 3,876분 간 배송되어진 유제품의 환경 데이터를 평균, 표준편차, 최소값, 최대값으로 구분하여 나타낸 표이다.

Table 1. 데이터 세트 요약

속성	평균	표준편차	최소값	최대값
시간 (분)	3876.0	2219.4	1110.0	7230.0
외부온도 (℃)	26.3	2.1	21.0	32.0
외부습도 (%)	42.2	17.6	5.0	75.0
내부온도 (℃)	3.6	0.6	2.5	5.5

본 사례연구에서는 유제품 유통 과정에서 발생한 환경정보(외부온도, 외부습도) 및 시간을 고려하며 배송차량의 내부온도를 최적화하고자 한다. 따라서 다수의 독립변수들 간의 상관관계 분석을 위해서 다중상관분석을 사용하였으며 상관계수는 피어슨 상관 계수(Pearson Correlation Coefficient)를 사용하였다. 또한 상관관계가 높은 변수들의 데이터를 학습하여 내부온도를 예측하기 위한 MLP를 활용하여 다중회귀분석을 실시하였다. 또한 다중회귀분석 모델로 예측된 내부온도를 관리

상한선 이하로 유지하기 위한 내부온도 제어 시나리오를 구성하였다. 상관분석 및 학습모델은 파이썬(Python) 환경에서 개발되었다.

유제품의 콜드체인 배송에서 가장 중요하게 관리되어야 하는 환경 요인은 내부온도이며, 유제품의 콜드체인 배송 중 내부온도는 4℃ 이하로 균일하게 유지되어야 한다. 따라서 본 사례 연구에서는 내부온도의 변화와 연관이 깊은 변수들을 우선적으로 찾고자 하였다. 측정시간(5분 단위), 외부온도, 외부습도, 내부온도를 고려하였으며, 변수 간 상관관계를 나타내는 히트맵(Heatmap)은 Fig. 4에 나타나 있다. 분석 결과에 따르면 내부온도와 가장 연관관계가 깊은 것은 시간(-0.83)으로 음의 상관관계를 갖는다. 이는 시간 값이 작을수록 내부온도가 높다는 것을 의미하는데, 데이터의 특성을 고려하면 배송초기 차량 내부의 온도가 높다는 것으로 해석할 수 있다.

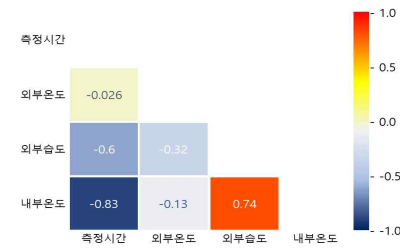


Fig. 4 변수 간 상관관계 요약

마지막으로 본 사례연구에서는 MLP를 활용하여 시간 및 외부 온습도에 따른 실제 내부온도를 예측하고 다중회귀분석을 실시하였다. Table 2는 다중회귀분석 모형과의 적합도인 결정계수 값 (R^2)을 정리해 놓은 표이다. 상관분석 결과에 따라 시간, 외부습도 및 외부온도를 모두 고려하였을 때와 시간과 외부 습도만을 고려하였을 때를 비교하였다. Table 2에 나타나 있듯이 배송차량 1, 2, 3, 5는 외부온도에 큰 영향을 받지 않았지만

배송차량 4의 경우는 외부온도의 고려 유무에 따른 결정계수 값이 크게 차이가 났다. 가장 적합도가 높은 모형은 배송차량 3의 경우였으며 배송차량 4와 5는 다소 낮게 나타났다. 배송차량 1과 2는 외부온도를 고려하지 않았을 때 결정계수가 소폭 상승하였지만 배송차량 3과 5는 소폭 하락, 배송차량 4는 큰 폭으로 하락하였다. 따라서 배송차량 별 배송시간의 구간별 상관분석 등 다양한 관점의 상관분석이 추가적으로 필요한 것으로 보인다.

배송차량 3의 외부온도 고려 모형을 활용할 경우 시간 300분 경과, 외부온도 25℃, 외부습도 70%일 경우 내부온도는 4.85℃로 예측된다. 이는 4℃ 이하로 유지해야 하는 목적값을 만족시킬 수 없으므로 내부온도 설정을 더 낮게 설정하는 의사결정 및 전략을 수립할 필요가 있다. 식 (1)은 MLP 모델에서 추출한 i번째 측정된 반응변수 내부온도를 구하기 위한 다중회귀 분석식의 예이다. 이처럼 추출한 다중회귀 분석식을 이용하여 배송차량의 내부 온도를 예측해 볼 수 있으며, 이를 활용한 효율적인 배송차량 환경설정 및 물류 운영전략을 도출할 수 있다.

Table 2. 다중회귀분석 결과 값 요약

구분	배송차량1	배송차량2	배송차량3	배송차량4	배송차량5
R^2 (외부온도 고려)	0.7877	0.8216	0.9643	0.5232	0.5902
R^2 (외부온도 미고려)	0.7904	0.8231	0.9101	0.1596	0.5453

$$\text{내부온도}_i = -0.0016 \times \text{시간}_i - 0.09551 \times \text{외부온도}_i - 0.01490 \times \text{외부습도}_i + \alpha \quad (1)$$

4. 결론

콜드체인 물류의 경쟁력 제고와 효율적인 운영을 위해서는 콜드체인 전주기에 걸친 데이터를 수집·분석하여 의미 있는 정보를 추출·활용하기 위한 데이터 분석 체계 개발이

요구된다. 또한 온도에 민감한 콜드체인 제품의 특징으로 인해 실시간 환경 변화에 따른 유통품질 관리기술 및 제품환경 예측 기술이 필요하다. 하지만 현재 국내 냉동·냉장 창고의 경우 테이터 연동의 부재로 인해 시간과 자원의 낭비가 지속되고 있다.

본 연구는 스마트 물류센터의 제품 환경 분석 및 예측을 위해 실시간으로 수집되는 데이터를 추출 및 활용하기 위한 방안을 제시하고 데이터 학습을 통한 제품 환경 예측 및 활용 가능성을 확인하였다. 하지만 본 연구에서 활용한 데이터는 그 종류 및 양에 대해 한계가 있어 향후 추가적인 데이터 확보를 통한 학습모델 보완이 필요할 것으로 판단된다. 본 연구는 추후 다양한 물류관리 시스템과의 연동 및 스마트 물류센터와의 연계를 통해 환경 정보와 의사결정 결과를 현장에서 확인 할 수 있는 환경을 지원하는 연구로 확장이 가능할 것으로 예상된다.

ACKNOWLEDGEMENTS

“이 논문은 2019년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2019S1A5A2A03052217)”

REFERENCES

- [1] Park. Y, (2015), A study on logistics distribution industry's IoT situation and development direction, Management Information Systems Review, 34(3), 141-160.
- [2] Kim, H., Bae, C., Lee, C., and Jung, H. (2007), Structural enhancement plan of refrigerated warehouses in Busan, Journal of the Korea Institute of Industrial Engineers Fall Conference, 1286-1290.
- [3] Sun, I. (2012), Analysis of change of the national cold and frozen storage

- warehouse with the size and number, Korea Logistics Review, 22(2), 133-154.
- [4] Kim, H., and Jeong, H. (2013), The traceability management model of cold chain supply chain : Focus on school meal supply chain. Journal of the Korean Society of Supply Chain Management, 13(2), 87-97.
- [5] Ko, D., Song, S. (2016), Design of the components for cold chain framework, Korean Institute of Information Technology Summer Conference, 39-43.
- [6] Kim, H., Bae, C., Lee, C., and Jung, H. (2007), Structural Enhancement Plan of Refrigerated Warehouses in Busan, Journal of the Korea Institute of Industrial Engineers Fall Conference, 18, 1286-1290.
- [7] Cho, G., Kim, H., Hwang, H. (2009), A study on the improvement of operation of refrigerated warehouses in Busan, Journal of Korea Academy of International Commerce, 24(4), 51-72.
- [8] Woschank, M., Rauch, E., and Zsifkovits, H. (2020), A review of further directions for artificial intelligence, machine Learning, and deep Learning in smart logistics", Sustainability, Vol. 12(9), 3760.
- [9] Choi, J., and Jun, S. (2018), Bayesian inference for technology analysis of artificial intelligence, Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, 28(4), 411-416.
- [10] Love, B. C. (2002), Comparing supervised and unsupervised category learning. Psychonomic bulletin & review, 9(4), 829-835.
- [11] Son, Y., and Yun, D. (2011), Abnormality detection to non-linear multivariate process using supervised learning methods, IE Interfaces, 24(1), 8-14.
- [12] Casolla, G., Cuomo, S., Di Cola, V. S., and Piccialli, F. (2019), Exploring unsupervised learning techniques for the Internet of Things, IEEE Transactions on Industrial Informatics, 16(4), 2621-2628.
- [13] Choi, S. (2019), Beta-wave correlation analysis model based on unsupervised machine learning, Journal of Digital Convergence, 17(3), 221-226.
- [14] Frisbee Project (2020), European food cold chain database, Available online: <http://www.frisbee-project.eu/coldchaindb.html>
- [15] Park, Y., Kim, S., Lee, H., and Ryu, K. (2021), AI-based analysis and prediction of cold-chain product environment, Journal of the Korean Society of Supply Chain Management, 21(2), 51-59.