

# Long-Term Demand Forecasting Using Agent-Based Model : Application on Automotive Spare Parts

Sangwook Lee\* · Chunghun Ha\*\*†

\*Nuribom Co.

\*\*School of Information and Computer Engineering, Hongik University

## Agent-Based Model을 활용한 자동차 예비부품 장기수요예측

이상욱\* · 하정훈\*\*†

\*㈜누리봄

\*\*홍익대학교 정보컴퓨터공학부

Spare part management is very important to products that have large number of parts and long lifecycle such as automobile and aircraft. Supply chain must support immediate procurement for repair. However, it is not easy to handle spare parts efficiently due to huge stock keeping units. Qualified forecasting is the basis for the supply chain to achieve the goal. In this paper, we propose an agent based modeling approach that can deal with various factors simultaneously without mathematical modeling. Simulation results show that the proposed method is reasonable to describe demand generation process, and consequently, to forecast demand of spare parts in long-term perspective.

**Keywords** : Agent Based Modeling, Long-Term Forecasting, Spare Part Management, Failure Rate

### 1. 서론

자동차 부품은 소요시점에 따라 제품의 생산 시점에 소비되는 생산부품(manufacturing parts)과 제품의 판매 이후 주기적인 소모품이나 사고나 고장 시 교체에 소비되는 예비부품(spare parts)로 구분할 수 있다. 생산부품은 자동차의 생산량과 제조업체의 주문에 의해 결정되므로 그 수요를 비교적 정확하게 예측이 가능한 반면, 예비부품은 차량운행대수, 도로환경, 운행습관, 부품의 수명 주기 등 장기간에 걸쳐 다양한 요인의 영향을 받으므로 정확하게 수요를 예측하기는 용이하지 않다[15].

자동차 예비부품의 수요는 생산부품과 다른 몇 가지

특징이 존재한다. 첫째, 예측이 필요한 예비부품의 종류 (stock keeping unit : SKU)가 매우 많다. 자동차 1대의 조립에 소요되는 부품의 개수는 휘발유나 경유 차량은 약 2만에서 3만 개, 하이브리드 차량은 약 3만 5천 개, 그리고 전기자동차는 약 1만 개로 알려져 있다. 중복 사용되는 부품을 고려하더라도 막대한 SKU가 존재한다. 한편, 자동차관리법 시행규칙 49조의 3은 “자동차제작자 등은 판매한 자동차의 원활한 정비를 위하여 동일한 형식의 자동차를 최종 판매한 날부터 8년 이상 정비에 필요한 부품을 공급하여야 한다.”고 명시하고 있으며, 만약 이를 이행하지 않으면 국토해양부의 제재를 받는다[11]. 즉, 예비부품은 상당기간 동안 공급사슬에서 공급되어야만 한다. 자동차 부품은 반복 사용되는 표준화된 부품 외에도 각 자동차 모델 별로 독자적인 부품을 설계하여 사용한다. 긴 부품 보유연한과 매년 새롭게 출시하는 자동차 모델로 인하여 동일시기에 다수의 자동차 모델이 존재하

고 이는 공급사슬에서 조달해야 하는 자동차 예비부품의 종류를 급격히 증가시킨다. 둘째, 자동차 예비부품의 수요는 장기간에 걸쳐 소량으로 발생한다(slow moving). 예비부품은 자동차 생산에서 상시 소요되는 생산부품과 달리 자동차의 유지보수, 사고, 고장 등 필요한 경우에만 수요가 발생한다. 따라서 예비부품은 수요량이 적으며(slow moving), 이로 인하여 일정한 양의 수요가 충족될 때 주문이 발생하므로 간헐적인 수요(intermittent demand)의 형태를 갖는다[7]. 셋째, 예비부품의 수요에 영향을 미치는 요소가 매우 다양하다. 해당 부품이 장착된 자동차의 판매 분포, 현재 운행대수, 생명주기, 대체부품여부, 도로 환경, 운전자 운행습관 등이 예비부품의 수요에 영향을 주며, 고가가격의 부품의 경우 교체보다는 수리를 선호하므로 부품의 가격도 영향을 미칠 수 있다[15]. 넷째, 예비부품의 수요는 모제품의 수명에 영향을 받으므로 진부화 재고(dead stock)의 위험성이 매우 높다.

자동차 예비부품은 그 특징으로 인하여 관리하기 어려운 반면, 조달은 공급사슬에서 즉시 가능해야 한다. 예비부품은 유지보수에 사용되는 소모품을 제외하면, 사고나 고장 시 수요가 발생한다. 사용자는 이미 모제품에 대한 불만이 팽배해 있는 상태이므로 예비부품의 부재로 수리나 교체가 불가할 경우 모제품에 대한 불만은 매우 커지게 된다[14].

예비부품을 효과적으로 관리하기 위한 기본적인 방안으로는 안전재고의 증가, 조달 리드타임의 감소, 그리고 수요예측의 정확성 증대를 고려할 수 있다. 안전재고의 크기는 대응해야 하는 품목의 종류와 변동성의 크기에 비례한다. 자동차 예비부품과 같이 SKU가 많고 변동성이 큰 경우에는 많은 안전재고를 확보하고 있어야 하므로 관리비용 또한 커지게 된다. 또한 예비부품은 모제품의 수명이 다한 경우 부품의 수요도 동시에 없어지므로 진부화재고(dead stock)의 위험성이 높아 많은 안전재고를 보유하는 것은 비효율적이다. 조달 리드타임을 감소시키기 위해서는 수요가 발생할 때마다 수시로 부품을 생산하여 공급하는 것이 효율적이다. 그러나 예비부품의 수요는 간헐적으로 발생하고 수량이 많지 않으므로 부품 제조업자 관점에서 소량의 품목을 빈번히 생산하는 것은 매우 비효율적이다. 특히, 품목의 변경에 따른 작업준비 비용이 큰 경우는 더욱 그러하다. 따라서 부품제조업자는 예비부품은 일정한 주문량이 충족해야만 생산계획을 수립하게 되고, 이는 조달 리드타임의 단축을 현실적으로 어렵게 한다. 안전재고 확대도 어렵고 조달 리드타임의 단축도 어려운 상태에서 수요예측의 정확도 증대는 예비부품을 관리하기 위한 효과적인 대안이다.

기존의 자동차 예비부품 수요예측은 간헐적 수요에 초점을 맞춘 단기 수요예측에 집중되어 왔다. 장기수요

예측이 그 동안 연구에서 소외된 이유는 전 라이프사이클에 걸친 부품수요에 대한 자료의 확보가 어려워 이를 검증하기 힘들고, 생산부품과 예비부품의 수요가 혼재되어 있어 이를 분리하여 예비부품에 대한 수요예측만 하기 어려울 뿐만 아니라 예비부품의 수요는 다양하고 복잡한 요소의 영향을 받으므로 이러한 요소를 모두 반영하는 이론적·수학적 모델을 구성하는 것은 거의 불가능하기 때문이다. 이에 본 논문에서는 이론적 모형의 구축 없이 다양한 변수의 반영이 가능한 행위자기반모형(Agent-Based Modeling; ABM) 방법론을 채택하여 자동차 예비 부품에 대한 장기수요예측 방법을 제시하고자 한다.

행위자기반모형은 주어진 시스템 공간과 환경 하에 일련의 행위자(agent)의 집합을 구성하고 이들의 행위와 상호작용을 통하여 시스템의 특성을 분석하는 방법이다[13, 1]. 여기서 각 행위자는 주어진 환경 하에서 자신의 목적을 달성하기 위하여 독립적인 의사결정과 행동을 지속적으로 수행하며, 다른 행위자와 의사소통을 통하여 상호작용을 한다[8]. 행위자기반모형은 복합적이고 비선형적인 변수간의 관계를 용이하게 반영할 수 있고, 행위자의 행동패턴, 의사결정 방법, 환경 등 모델의 수정이 매우 용이하다는 장점을 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 제 2장에서는 예비부품의 수요예측에 관련된 기존연구를 검토하고 제 3장에서는 예비부품의 수요발생 메커니즘과 고장률을 이용한 수요발생모형을 제시한다. 제 4장에서는 본 연구에서 제안하는 행위자기반모형에 근거한 시뮬레이션 모형을 제시하고, 제 5장에서는 이를 이용하여 검증에 사용할 예비부품 장기수요를 생성한다. 제 6장과 제 7장에서는 예비부품의 장기수요에 대한 수요예측과 이의 적합성을 검증한다. 제 8장에서는 본 논문의 결론을 제시한다.

## 2. 기존 연구

예비부품의 수요예측에 관한 기존의 정량적 연구는 주로 예비부품의 특성 중 하나인 간헐적 수요에 대한 예측 방법을 위주로 이루어 졌다. 단기 수요예측에 주로 사용하는 이동평균법이나 지수평활법은 간헐적 수요의 경우 과다예측이 발생하는 단점이 있다. Croston은 이러한 단점을 보완하여 수요가 없는 구간(zero demand interval)과 수요의 크기에 대하여 각각 지수평활을 적용한 이중지수평활방법을 제시하였다[2]. Croston 이후 이를 개선한 다양한 간헐적 수요예측 방법이 제시되었다. Syntetos and Boylan은 Croston의 방법에서 발생하는 편향(bias)을 보정하는 방법을 제시하였고[17], Levén and Segerstedt는 일반수요와 간헐적 수요에 모두 적용할 수 있는 방법[10], 그리고 Wallstrom and Segerstedt은 그 개선안을 제시하였다[20].

Teunter et al.은 수요가 발생할 경우에만 예측치를 갱신하는 Croston의 기본구조에 수요가 없는 구간의 크기 대신 수요가 발생할 확률을 대체한 새로운 방법을 제시하였다[18]. 그밖에, 부트스트래핑(bootstrapping)을 적용하여 하나의 예측치가 아닌 분포를 활용하는 방법[16, 21], 신경망(neural networks)을 적용하여 수요가 없는 구간의 크기와 수요량을 학습하는 방법[3], 영과잉 포아송분포(zero-inflated Poisson distribution)를 이용하여 예측치 분포를 도출하는 방법 등이 제안되었다[12].

간헐적 수요는 좁은 시간구간(time bucket)을 가진 단기(short horizon) 수요의 특징이므로 앞에서 언급한 수요예측방법은 단기예측에 적합하다. 장기예측 방법으로는 수요에 영향을 미치는 요인과 수요와의 인과관계를 도출하는 회귀분석법이 주로 사용된다. Hong은 자동차 예비부품에 대한 수요를 예측하기 위한 순차적 비선형 회귀모형을 제시하고, 수요예측에 영향을 미치는 변수로서 출하된 차량의 수, 등록 및 말소된 차량의 수, 차량의 단종시점, 그리고 차량과 부품의 수명을 고려하고 최소자승법을 사용하여 자동차의 고장률을 추정하였다[5]. Kaki는 제품의 생산이 중단된 상태(End-Of-Life; EOF)의 예비부품에 대하여 판매된 제품의 수량, 수리이력, 고장률 등을 이용하여 부품사용률을 결정하고 수요를 예측하는 방법을 제시하였다[7].

기존의 장기예측에 관한 연구들은 회귀분석을 이용하여 계수를 추정하고 비선형 방정식을 순차적으로 적용하는 수리적인 모형을 기초로 하고 있다. 그러나 이러한 접근 방식은 변수간 관계를 규명하고 이를 통하여 수학적 모델을 구축하여야 한다. 그러나 예비부품의 장기수요는 많은 독립변수의 영향을 받으며 이에 반해 종속변수는 하나이므로 변수간 정확한 관계정립에 의한 수학적 모형을 도출하는 것은 매우 어렵다. 또한 자료는 장기간 수집되어야 하므로 사용할 수 있는 자료의 종류와 양이 제한되어 있고, 사용하는 변수가 정규성이나 등분산성 등 회귀분석의 전제조건을 만족시키지 못하거나 독립변수간 다중공선성이 있을 경우 정확한 회귀계수를 추정하는 것이 어려우며, 비선형 회귀분석을 반복적으로 실시해야 하므로 계산량이 많은 단점이 존재한다. 이에 반해 행위자기반모형은 행위자의 행위에 대한 논리적 모형만 도출할 수 있다면 특별한 수학적 모형이나 제약조건 없이 수행할 수 있으므로 예비부품의 장기예측에 적합한 방법이 될 수 있다.

### 3. 예비부품 수요 모형

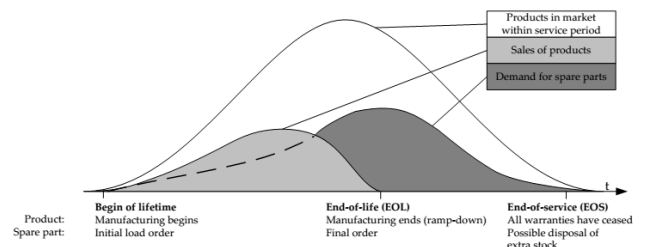
#### 3.1 예비부품 수요발생 메커니즘

자동차 예비부품의 수요는 모 자동차의 생명주기에 따

라 종속적으로 영향을 받는다. 자동차의 생명주기는 자동차의 판매, 자동차의 유지보수, 자동차의 폐차로 구성된다. 예비부품 수요모형은 자동차 판매 시계열 자료, 자동차 폐차율, 자동차 부품 공급 리드 타임, 자동차 부품 고장분포, 자동차 운행거리 등 다양한 변수가 자동차 예비부품의 수요에 미치는 프로세스를 구조적으로 모형화하는데 목적이 있다. 부품수요의 논리적 모형은 다음과 같다.

- (1) 자동차가 소비자에게 판매된다. 이는 판매 시계열 자료로 확인이 가능하다. 자동차가 판매됨에 따라 유지보수를 필요로 하는 자동차의 누적 운행대수는 증가하게 된다.
- (2) 판매된 자동차의 부품은 그 특성에 맞는 고장분포에 따라 고장이 발생하게 된다. 자동차 주행거리에도 영향을 받아 고장발생시기의 변동성은 증가한다. 고장이 발생한 자동차는 해당 부품의 수리 또는 교체가 이루어질 때까지 운행이 중단된다.
- (3) 고장이 발생한 자동차 부품은 수리 또는 교체가 이루어진다. 수리에는 일정한 수리시간이 소비되고 교체에는 부품의 조달 리드타임과 교체시간이 소비된다. 수리와 교체 이후 자동차는 다시 정상적인 운행상태로 돌아간다. 자동차 예비부품의 수요는 자동차 부품의 교체가 이루어지는 경우에 발생한다. 이러한 과정은 자동차 폐차 전까지 지속적으로 유지된다.
- (4) 운행중인 자동차는 수명연한에 따라 폐차 시점에 도달하면 폐차된다. 폐차율은 수명연한에 따라 결정된다. 폐차가 완료된 자동차는 유지보수를 필요로 하지 않는 자동차로 분류되어 자동차 부품의 고장이 더 이상 발생하지 않는다. 모든 자동차의 폐차가 이루어지게 되면 자동차 예비부품의 수요는 사라진다.

<Figure 1>은 자동차 생명주기에 따른 자동차 예비부품의 수요를 나타낸다.



<Figure 1> Spare Part Life Cycle[4, 6, 7]

#### 3.2 예비부품 고장률

다양하고 수많은 부품이 사용되는 자동차 부품의 경우 다양한 형태의 고장이 발생한다. 자동차 부품은 그 특성

에 따라 기능성 부품, 사고성 부품, 소모성 부품으로 나눌 수 있다. 기능성 부품이란 시간이 지남에 따른 마모나 충격 혹은 노후화로 인하여 교체나 수리를 필요로 하는 부품으로서 라디에이터, 도어 힌지, 와이퍼 모터, 머플러 등을 들 수 있다. 이 경우 고장률은 시간에 따라 감소하다가 증가하는 욱조형태(bathtub)를 갖는다[5]. 소모성 부품은 주기적으로 교체를 필요로 하는 부품으로 필터류, 타이어, 오일 등을 들 수 있으며, 고장률은 시간에 따라 증가하는 형태로 나타난다. 마지막으로 사고성 부품은 예기치 못한 사고로 인하여 교체나 수리가 이루어지는 부품으로 범퍼, 펜더, 백미러 등을 들 수 있으며, 시간에 따른 고장률은 동일하다. 이 중 기능성 부품은 사고성 부품과 소모성 부품의 고장형태 특성을 모두 포함하고 있으며, 발생빈도도 가장 높아 부품 고장의 대표성을 갖는다. 이에 본 논문에서는 기능성 부품으로 한정하여 연구를 진행한다.

기능성 부품의 고장률은 시간 구간에 따라 감소, 유지, 증가의 모든 형태를 가질 수 있으므로 수명분포로서 와이블 분포(Weibull distribution)를 적용한다. 와이블 분포는 형상모수(shape parameter)와 척도모수(scale parameter)를 사용하여 시간이 지남에 따라 고장률이 감소하는 경우, 일정한 경우, 증가하는 경우를 모두 고려할 수 있다 [9]. 예비부품의 수명을 확률변수  $X$ 라고 정의하고  $X \sim Weibull(\lambda, \beta)$ 이라고 가정하면 확률밀도함수(probability density function)는 다음과 같다.

$$f(x; \lambda, \beta) = \frac{\beta}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{\beta-1} e^{-(x/\lambda)^\beta}, 0 \leq x \leq \infty$$

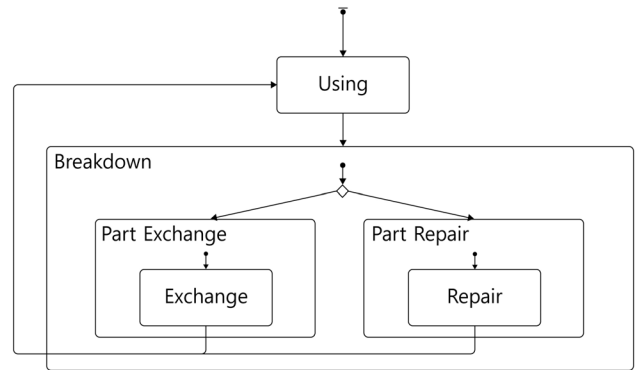
와이블 분포는 형상모수  $\beta(>0)$ 에 따라 다양한 형태를 갖는다.  $0 < \beta < 1$ 이면, 고장감소형(decreasing failure rate),  $\beta = 1$ 이면, 고장유지형(constant failure rate),  $\beta > 1$ 이면 고장증가형(increasing failure rate)의 고장률 함수를 갖는다.

## 4. 시뮬레이션 모형

### 4.1 행위자 상태도

행위자기반모형을 구현을 위해서는 행위자(agent)를 결정하고 행위자의 행위를 모형화하여야 한다. 본 논문에서는 하나의 부품으로 구성된 자동차를 행위자로 가정하였다. 시뮬레이션은 AnyLogic 6.7.1 버전을 이용하여 수행하였다.

AnyLogic은 행위자기반모형을 구현할 수 있는 상태도(State Diagram) 기능을 제공한다. <Figure 2>는 AnyLogic



<Figure 2> State Diagram of A Car

의 상태도를 이용하여 각 개별 행위자(단일부품 자동차)의 행위를 구현한 상태도이다. 개별 행위자는 상태도 모델의 각 상태에 따라 지정된 행동을 수행하고 특정한 조건을 만족하면 다른 상태로 이동한다. 자동차의 초기 상태는 Using 상태이다. 이 상태는 부품의 고장이 발생하지 않은 상태로 자동차가 운행 가능한 상태이다. Breakdown 상태는 각 부품의 특성에 맞는 고장분포에 따라 자동차 부품의 고장이 발생한 상태로 부품의 교환이나 수리가 필요한 상태이다. Part Repair 상태는 고장이 발생한 부품이 수리가 이루어지는 상태이다. Part Exchange 상태는 고장이 발생한 부품의 교환이 이루어지는 상태이다. 예비부품수요는 Part Exchange 상태에서 발생한다.

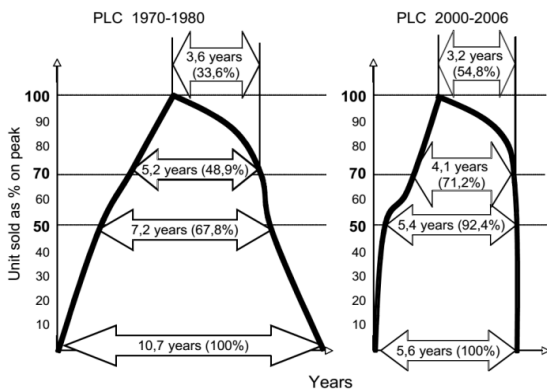
### 4.2 입력변수

본 논문에서는 자동차 부품수요에 영향을 미치는 기본적인 변수로서 자동차의 판매대수(자동차 판매 시계열 자료), 해당 자동차 부품의 고장률, 자동차의 폐차율, 교체 부품의 공급리드타임, 자동차 운행거리를 고려한다.

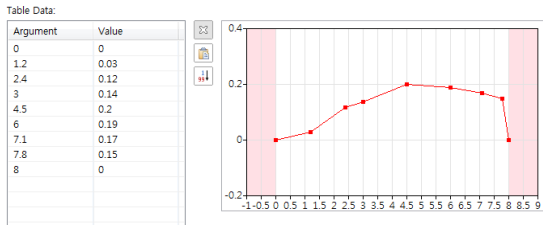
#### 4.2.1 자동차 판매대수

기간별 자동차 판매대수 또는 누적판매대수는 자동차 운행대수를 결정한다. 자동차 판매량은 출시 초기부터 증가하다가 일정시기가 되면 감소하고 신규모델로 교체되면 판매가 중단되는 패턴을 갖는다. 본 논문에서는 판매시간에 따른 자동차 판매비중 패턴을 Volpato and Stocchetii가 조사한 2000년부터 2006년까지의 자동차의 수명주기자료(<Figure 3>)를 사용하고[19] 이를 <Figure 4>의 AnyLogic Table Function을 이용하여 구현하였다. 자동차의 총 판매기간은 자동차의 종류에 따라 다를 수 있다. 예를 들어, 대형차는 모델의 교체가 느려 장기간에 걸쳐 판매가 이루어지며, 소형차는 상대적으로 모델 교체시기가 빠르다. 이에 본 논문에서는 논문[19](<Table 1>)의 1998~2006년 자료를 이용하여 차종별로 이를 반영하였다.

예를 들어, 현재 고려하고 있는 예비부품이 대형(large) 차종에 사용되는 부품이라고 가정하면, <Table 1>에 따라 총 판매기간은 8년이고 매년 판매비중은 <Figure 4>와 같다. 전 판매기간에 대하여 자동차의 총 판매량이 100만대라고 가정하면, 1년차에는 연 2만여 대가 판매되고, 2년차에는 연 10만여 대, 3년차에는 연 14만 여대가 판매되고, 계속 판매가 이루어지다가 8년차 이후로는 판매가 중단된다. 종합하면 시기별 자동차 판매량은 총판매기간에 따른 시기별 판매비중과 결정변수인 총판매량의 곱으로 결정된다.



<Figure 3> Product Life Cycle of A Car Model[19]



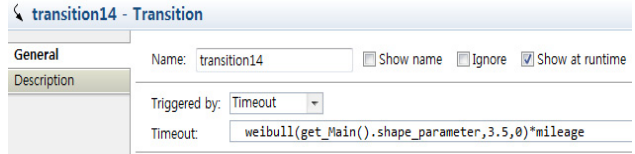
<Figure 4> AnyLogic Table Function for Sales Data

<Table 1> Automotive Product Life Cycle Duration[19]

Segments	1970 ~2006	1970 ~1983	1984 ~1993	1994 ~2006	1998 ~2006
city car	10.2	14.7	10.3	8.0	5.3
compact	8.5	9.5	8.9	7.2	5.0
medium	9.4	10.5	9.5	8.6	6.0
upper	8.7	9.0	9.0	8.0	5.2
large	11.1	12	10.9	10.2	8.0
Average	9.3	10.6	9.7	8.4	5.6

4.2.2 부품 고장 분포

자동차 부품은 제 3.2절에서 설명한 바와 같이 특성에 따라 서로 다른 고장률 함수를 갖는다. AnyLogic에서는 <Figure 5>와 같이 조건부 상태변동(Transition)을 이용하여 구현한다.



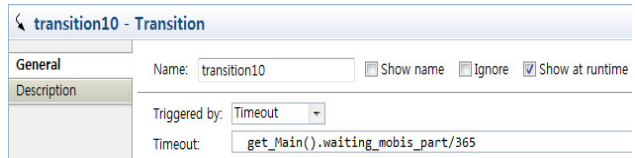
<Figure 5> Transition for Failure

4.2.3 자동차 주행거리

자동차 부품의 고장확률은 주행거리(mileage)에 종속적이다. 자동차 주행거리가 많을수록 고장 확률은 높아지고 주행거리가 적을수록 고장 확률은 낮아진다. 본 논문에서는 각 행위자 별로 기준대비 30%에서 100%의 주행거리를 갖도록 적용하였다.

4.2.4 부품 공급 리드타임

자동차 부품의 교체가 필요한 경우 부품 공급 업체로부터 소비자까지 부품이 공급되는데 걸리는 시간이다. AnyLogic에서는 <Figure 6>와 같이 조건부 상태변동(Transition)을 이용하여 구현한다.



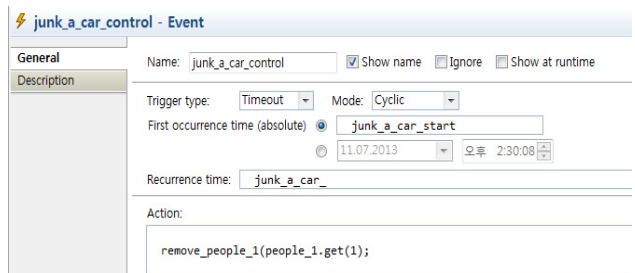
<Figure 6> Transition for Procurement Lead Time

4.2.5 자동차 폐차 시작시점

각 행위자(자동차)의 폐차는 자동차의 폐차시점이 시작되면 자동차의 사용연한에 따른 폐차율(<Table 2>)에 의해 결정된다. AnyLogic 상에서는 이벤트(<Figure 7>)로 구현된다.

<Table 2> Scrapping Rate(SR) According To Age[5]

Age	1~6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
SR(%)	1.4	9.5	13.4	16.5	9.4	9.7	9	8.4	8	7.7



<Figure 7> Event for Scrapping

### 5. 예비부품 장기수요 생성

본 연구의 목적은 예비부품에 대한 장기수요 모델을 행위자기반모형으로 모델링하고 이를 위하여 장기적 관점에서 수요예측을 하는 것이다. 이를 검증하기 위해서는 자동차 예비부품의 수요 자료가 필요하다. 그러나 본 논문의 목적에 부합하는 예비 부품에 대한 자료는 10년 이상의 장기간에 걸쳐서 수집되어야 하고 각 예비 부품이 사용된 자동차 모델의 판매 자료와 동반되어야 한다. 이는 현실적으로 거의 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 제시하는 행위자기반모형을 기반으로 다양한 조건의 예비부품의 시계열 수요를 생성하고 이를 예측함으로써 제시하는 장기수요예측모형의 검증을 수행하려 한다.

예비부품의 장기수요를 반영하기 위하여 본 논문에서는 기간단위를 년(year)로 설정하고 총 기간(time horizon)은 30년으로 결정하였다. 이는 <Table 1>의 최대판매기간인 14.7년과 법정 부품공급기간 8년, 그리고 고객센터 차원의 마진을 고려한 기간이다.

다양한 자동차 예비부품의 수요 자료를 생성하기 위하여 <Table 3>의 모수를 이용하여 예비부품의 수요를 생성하였다. 자동차 판매량은 <Table 1>의 5가지 자동차 종류를 고려하였다. 각 행위자의 폐차시작 시점은 5년에서 8년 사이의 연속균등분포를 적용하였으며, 폐차율은 7%에서 13% 사이에서 연속균등분포를 적용하여 결정하였다. 부품조달 리드타임은 2일과 7일 사이, 각 행위자의 주행거리는 기준대비 30%에서 100% 사이의 연속균등분포를 따르도록 설계하였다. 부품 고장 중 부품교체비율은 평균이 70%인 정규분포를 따른다고 가정하였다. 예비부품의 고장률은 와이בל 분포를 따르며, 척도모수는 분포의 형태에 영향을 미치지 않으므로 3.5로 고정시키고 형상모수는 DFR, IFR, CFR이 모두 발생하도록 0.5에서 2.5 사이에서 연속균등분포를 이용하여 결정하였다.

<Table 3> Parameters for Demand Generation

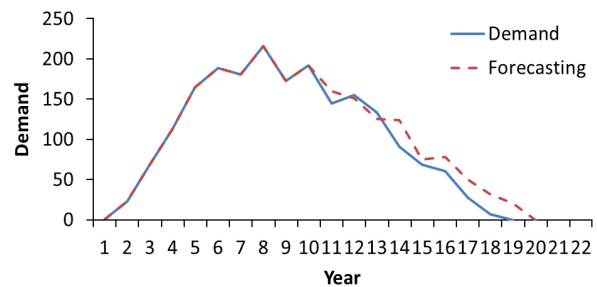
Parameter	Value
Car Type	city car, compact, medium, upper, large
Scraping Rate(%)	Uniform(7, 13)
Scraping Start(year)	Uniform(5, 8)
Lead Time(day)	Uniform(2, 7)
Mileage Rate	Uniform(0.3, 1)
Part Exchange Rate(%)	Normal(70, 1)
Failure Rate	Weibull(3.5, Uniform(0.5, 2.5))

### 6. 예비부품 장기수요예측

행위자기반모형을 위한 예비부품의 장기수요예측 방

법은 제 5장에서 설명한 수요발생의 방법과 동일하다. 차이점은 예측은 전 기간에 대한 수요가 없으므로 일정한 시점, 즉 예측을 수행하는 시점 이전의 자료를 이용하여 그 이후의 수요를 예측하는 것이다. 예를 들어, <Figure 8>은 자동차 판매가 10년 지난 시점에서 수요를 예측하고 있다.

장기수요예측도 행위자기반모형으로 수행한다. 예측시점(7년 또는 10년)에서 자동차의 타입과 판매량은 알고 있으므로 이후의 판매량 시계열 자료는 제 4.2절의 자료를 이용하여 발생시키고, 나머지 모수는 <Table 4>를 이용하여 행위자(본 논문에서는 단일 부품 자동차)를 발생시키고 교체부품수(예비부품수요)를 기록한다. 장기 수요발생 시 사용한 모수와 다른 점은 장기수요 발생 시에는 다양한 부품수요를 발생시키기 위해 확률적 요소를 적용하였지만 수요예측에서는 자료수집을 통하여 가능하면 확정적으로 적용하였다는 점이다. 단, 자동차 주행거리는 행위자별 차이를 주기 위해 <Table 3>과 동일하게 연속균등분포를 이용하였다. 와이בל 분포 모수는 척도모수를 3.5로 고정시키고 형상모수 b만 최소제곱법을 사용하여 추정하였다.



<Figure 8> Demand and Forecasting Example

<Table 4> Parameters for Demand Forecasting

Parameter	Value
Car Type	city car, compact, medium, upper, large
Scraping Rate(%)	<Table 2>
Scraping Start(year)	<Table 2>
Lead Time(day)	2
Mileage Rate	Uniform(0.3, 1)
Part Exchange Rate(%)	70
Failure Rate	Weibull(3.5, b)

### 7. 수요예측 검증

제 5장에서 생성한 50개의 예비부품의 장기수요에 대하여 제 6장의 주요 예측방법을 통하여 예측의 정확성을

검증하였다. 행위자기반모형의 행위자수는 운행 자동차 대수의 1/10배를 적용하였다. 수요예측의 시점은 자동차 판매시작 후 7년과 10년을 적용하였고, 총 예측기간은 30년을 수행하였다.

본 모델의 결과를 검증하는 방법으로는 윌콕슨 부호 순위검정(Wilcoxon signed-rank test)을 사용한다. 윌콕슨 부호 순위 검정은 비모수 쌍체 검정으로 두 집단의 차이를 분석하는 방법이다. 본 논문에서는 제 5장에서 생성한 예비부품 수요에 대하여 제 6장에서 설명한 방법으로 예측한 수요예측치를 비교한다. 윌콕슨 부호 순위 검정은 주로 표본 수가 30개 미만이거나, 표본이 정규성을 나타내지 않을 경우 사용한다. 검증 자료의 수는 7년 이후 예측한 것은 23개, 10년 이후 예측한 것은 20개이고, 정규성을 나타낸다고 보기 어려워 윌콕슨 부호 순위 검정을 사용하였다.

<Table 5>와 <Table 6>은 50개의 예비부품에 대해 수요예측결과를 윌콕슨 부호순위검정 방법을 통해 검정한 결과이다. 귀무가설은 “수요치와 예측치가 차이가 없다”이고, 대립가설은 “수요치와 예측치가 차이가 있다”이므로 유의수준보다 p-value가 크면 통계적으로 예측이 잘 되었다고 판단할 수 있다. <Table 7>은 <Table 5>와 <Table 6>의 결과를 유의수준에 따라 분류한 결과이다. <Table 7>에서 예측시점 7년과 10년에서 p값이 유의수준 0.01 이상으로 나온 경우(수요와 예측치가 차이가 존재한다고 할 수 없는 경우, 즉, 수요예측이 어느 정도 정확하다고 할 수 있는 경우)가 각각 62%와 80%, 유의수

준 0.05 이상 나온 경우는 54%와 60%, 유의수준 0.1 이상으로 나온 경우는 각각 42%와 32%로 나왔다. 평균적으로 예측에 활용되는 기존 자료가 많을수록, 판단의 기준이 관용적일 수록 수요예측의 정확도는 높다고 할 수 있다. 유의수준 0.01수준에서 10년 치의 자료를 활용한다면 수요예측의 수준을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

<Table 6> p-Values of Testing After 10th Year

No.	p-value	No.	p-value
1	0.0547	26	0.0117
2	0.0625	27	0.5625
3	0.125	28	0.0039
4	0.0156	29	0.0625
5	0.0156	30	0.0078
6	0.0156	31	0.0078
7	0.0029	32	0.25
8	0.0625	33	> 0.9999
9	0.0049	34	0.4375
10	0.0156	35	0.0039
11	0.0547	36	0.0039
12	0.0625	37	0.0781
13	> 0.9999	38	0.0039
14	0.1563	39	0.0078
15	0.0625	40	0.0313
16	0.0625	41	0.0078
17	0.0625	42	0.0625
18	0.0195	43	0.0117
19	0.4063	44	0.1094
20	0.1094	45	0.0273
21	0.0625	46	0.0938
22	0.0117	47	0.1992
23	0.2031	48	0.0313
24	0.0156	49	0.8438
25	0.8438	50	0.7188

<Table 5> p-Values of Testing After 7th Year

No.	p-value	No.	p-value
1	0.4766	26	0.0098
2	0.0039	27	0.1318
3	0.0156	28	0.0078
4	0.002	29	0.1267
5	0.2383	30	0.0234
6	0.0078	31	0.0039
7	0.6279	32	0.6162
8	0.0156	33	0.0234
9	0.1289	34	0.0098
10	0.0039	35	0.166
11	0.1855	36	0.002
12	0.0078	37	0.0625
13	0.0527	38	0.0781
14	0.7197	39	0.0029
15	0.0313	40	0.0156
16	0.2109	41	0.0039
17	0.0469	42	0.2109
18	0.1484	43	0.281
19	0.002	44	0.0007
20	0.9375	45	0.0078
21	0.0078	46	0.0078
22	0.0059	47	0.0029
23	0.5566	48	0.5977
24	> 0.9999	49	0.1094
25	0.0156	50	0.5508

<Table 7> Proportion of p-Values Larger Than Significant Level

Significant Level	0.1		0.05		0.01	
	7th	10th	7th	10th	7th	10th
Present Time	42	32	54	60	62	80
Proportion (%)	37		57		71	

### 8. 결 론

본 논문에서는 행위자기반모형을 적용하여 예비부품의 수요발생메커니즘을 모델링하고 이를 이용한 장기수요예측의 방법을 제시하였다. 기존의 수학적 기반 모형에 비하여 모형의 구축이 용이하고, 변수에 대한 제약조건이 없으며, 다양한 변수를 고려할 수 있는 점이 장점이라고 할 수 있다. 예비부품의 수요 그리고 독립변수에 대한 장기자료를 확보하기 어려워 검증에 대한 난점이 존재하지만, 임의로 생성한 예비부품의 장기수요에 대하여 일정한 수준의 예측

의 정확도를 보임을 확인하였다. 기존의 수리적 모형에서 탈피하여 시물레이션을 이용한 행위자기반모형을 활용한 수요예측이라는 새로운 방법을 제시하였다는 점이 본 논문의 가장 큰 의미라고 할 수 있다. 본 연구에서 개발한 모형은 자동차 부품뿐만 아니라 수명 주기를 갖는 다양한 제품들에 대해 모델변수의 수정을 통해 다양한 분야에 걸쳐 제품 및 부품에 대한 수요예측 모델로도 활용이 가능하다.

## Acknowledgement

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(NRF-2013R1A1A2006947).

## References

- [1] Achorn, E., Integrating agent-based models with quantitative and qualitative research methods. in *Australian Association for Research in Education 2004 Conference Papers ACH04769*, 2004.
- [2] Croston, J.D., Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Oper. Res. Q. 1970~1977*, 1972, Vol. 23, No. 3, pp. 289-303.
- [3] Gutierrez, R.S., Solis, A.O., and Mukhopadhyay, S., Lumpy demand forecasting using neural networks. *Int. J. Prod. Econ.*, 2008, Vol. 111, No. 2, pp. 409-420.
- [4] Hesselbach, J., Mansour, M., and Graf, R., Reuse of components for the spare parts management in the automotive electronics industry after end-of-production. in *9th CIRP International Seminar, Erlangen, Germany*, 2002.
- [5] Hong, J.-S., Ahn, J.-K., and Hong, S.-K., Development of the Forecasting Model for Parts in an Automobile. *J. Korean Inst. Ind. Eng.*, 2001, Vol. 27, No. 3, pp. 233-238.
- [6] Inderfurth, K. and Mukherjee, K., Decision support for spare parts acquisition in post product life cycle. *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, 2008, Vol. 16, No. 1, pp. 17-42.
- [7] Kaki, A., Forecasting in End-Of-Life Spare Parts Procurement. Master's Thesis, Helsinki University of Technology, 2007.
- [8] Kim, M.J., Lee, S.Y., Park, K.H., Park, W.Y., and Park, S.Y., Agent Oriented Software Modeling Methodology. *J. KOREA Inf. Sci. Soc.*, 2000, Vol. 27, No. 10, pp. 1015-1027.
- [9] Kwak, D.H. and Kim, S.B., Comparison of Parameter Estimation Methods for Weibull Distribution Using Interval Censored Data. *Proc. Korean Soc. Qual. Manag.*, 2013, No. 1, pp. 102-103.
- [10] Leven, E. and Segerstedt, A., Inventory control with a modified Croston procedure and Erlang distribution. *Int. J. Prod. Econ.*, 2004, Vol. 90, No. 3, pp. 361-367.
- [11] Ministry of Transportation, *Automotive Control Act Enforcement Rules*, 2014.
- [12] Ord, K., Snyder, R., and Beaumont, A., Forecasting the Intermittent Demand for Slow-Moving Items. Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics, Monash Econometrics and Business Statistics Working Paper 12/10, 2010.
- [13] Parunak, H.V.D., Savit, R., and Riolo, R.L., Agent-based modeling vs. equation-based modeling : A case study and users' guide. in *Multi-agent systems and agent-based simulation*, 1998, pp. 10-25.
- [14] do Rego, J.R. and de Mesquita, M.A., Spare parts inventory control : a literature review, *Produção*, 2011, Vol. 21, pp. 656-666.
- [15] Sherbrooke, C.C., *Optimal inventory modeling of systems : multi-echelon techniques*, 2004, Vol. 72.
- [16] Snyder, R., Forecasting sales of slow and fast moving inventories. *Eur. J. Oper. Res.*, 2002, Vol. 140, No. 3, pp. 684-699.
- [17] Syntetos, A.A. and Boylan, J.E., On the bias of intermittent demand estimates. *Int. J. Prod. Econ.*, 2001, Vol. 71, No. 1, pp. 457-466.
- [18] Teunter, R.H., Syntetos, A.A., and Zied Babai, M., Intermittent demand : linking forecasting to inventory obsolescence. *Eur. J. Oper. Res.*, 2011, Vol. 214, No. 3, pp. 606-615.
- [19] Volpato, G. and Stocchetti, A., Managing product life cycle in the auto industry : evaluating carmakers effectiveness. *Int. J. Automot. Technol. Manag.*, 2008, Vol. 8, No. 1, pp. 22-41.
- [20] Wallstrom, P. and Segerstedt, A., Evaluation of forecasting error measurements and techniques for intermittent demand. *Int. J. Prod. Econ.*, 2010, Vol. 128, No. 2, pp. 625-636.
- [21] Willemain, T.R., Smart, C.N., and Schwarz, H.F., A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories. *Int. J. Forecast.*, 2004, Vol. 20, No. 3, pp. 375-387.

## ORCID

Sangwook Lee | <http://orcid.org/0000-0002-7299-5575>  
 Chunghun Ha | <http://orcid.org/0000-0002-4222-2555>