유통매장 내 쇼핑 동선 분석을 위한 에이전트 기반 시뮬레이터 개발

Development of an Agent-based Simulator for Shopping Path Analysis in Retail Stores

김상희(Sanghee Kim)*, 메디 케사바즈(Mehdi Keshavarz)**, 이용한(Yong-Han Lee)***

초 록

최근 유통업체의 운영 효율화를 위한 IT 활용 노력이 증대되고 있다. 이 가운데 유통매장 내 고객 흐름에 대한 분석은, 매대 배치와 상품 그룹핑의 최적화 및 매대별, 지역고객 특성별 서비스 개발에 있어서 핵심적인 부분이다. 에이전트 기반 모델링 및 시뮬레이션(ABMS)은 유통매장 내 고객 흐름을 분석하는데 가장 유망한 방법 중 하나이다. 본 논문에서는 고객 흐름 분석 기반의 유통매장운영 최적화를 위한 ABMS의 기초 연구로서 고객들의 행동을 분석하여 모델링하고 시뮬레이션 하였다. 고객 행동 모델링을 위하여 구매 물품 리스트에 따른 실제 고객의 행동 특성을 조사하였고, 이를 바탕으로 BDI 기반의 고객 에이전트 모델을 제시하였다. 고객 모델은 BDI 이론의 구성요소인 믿음(Beliefs), 소망(Desires), 그리고 의도(Intentions)와 고객의 특성(Characteristics)을 포함하고 있다. 본 연구 결과는, 향후 매장 내 혼잡도 분석을 위한 모델링 및 시뮬레이션, 그리고 이를 바탕으로 한 상품 그룹핑 및 매대 배치 최적화에 활용될 수 있을 것이다.

ABSTRACT

Recently the effort of retailers improving the efficiency of store operations by using the information technology (IT) is increasing. Among them, the analysis of the shoppers' flow in retail stores is one of the critical tasks since it is an essential part in optimizing store layout and item grouping, and in developing the customized services specialized to shoppers' classification. Agent-Based Modeling and Simulation (ABMS) is one of the most promising methods which support analyzing the shoppers' flow. In this paper, we suggested a shopper's behavior model and developed an agent-based simulator for optimizing the operations of retail stores. In order to model the shoppers' behavior, we analyzed the behavioral characteristics of shoppers based on their shopping lists, suggesting BDI-based agent models of the shoppers' behavior. The shopping agent model were suggested, which has an additional mental state, the shopper's behavioral characteristic, as well as the

본 논문은 2011년 지식경제부가 지원하는 산업원천기술개발사업 '고객서비스 고도화를 위한 지능형 유통매장 관리시스템 개발' 과제의 일환으로 수행된 연구 결과임.

* 동국대학교 서울캠퍼스 산업시스템공학과 석사과정

** 동국대학교 서울캠퍼스 산업시스템공학과 박사과정

*** 교신저자, 동국대학교 서울캠퍼스 산업시스템공학과 부교수

2012년 01월 05일 접수, 2012년 01월 20일 심사완료 후 2012년 01월 26일 게재확정.

original mental states of the BDI theory which has beliefs, desires and Intentions. The result of this study can be used in as a preliminary study for modeling and simulation of retail stores congestion and in the end the optimization of item grouping and store layout.

키워드 : BDI, 에이전트, 고객, 행동 모델, 유통매장, 시뮬레이션
BDI, Agent, Shopper, Behavior Model, Retail Store, Simulation

1. 서 론

2000년대부터 유통회사들이 슈퍼마켓 체인 스토어라는 형식을 채용한 유통매장의 수를 늘려가기 시작하였다. 이후 슈퍼마켓 체인 스토어는 대형마트로 불리게 되었고, 소매업계에서 대형마트는 다점포화 전략을 이용하여 매장의 수를 지속적으로 늘려감으로써 현재는 포화상태에 이르렀다. 대형마트는 현재 꾸준히 성장하고 있는 소매업계의 매출액 중 가장 큰 매출액 비율을 차지하고 있다[8]. 이러한 변화의 추세에서, 대형마트가 유통 산업의 중심이 되었고, 경쟁 구도는 대형마트 대 대형마트의 구도로 변화하였다. 대형마트를 중심으로 한 유통산업에서의 경쟁이 심화되면서, 대형마트들은 경쟁 우위를 차지하기 위해 고객 만족도 향상, 매출 증가, 비용 감소를 통한 수익률 증대를 위해 많은 노력과 자금을 투자하기 시작하였다[1, 2, 15]. 경쟁 우위를 차지하기 위한 고객 만족도 향상, 매출 증가, 비용 감소는 매장의 운영성과 향상으로 이어지게 되는데, 각각의 변수들은 매장 내 고객의 구매행동에 의해 결정적인 영향을 받는다. 또한 이러한 고객의 구매행동은 매장 내 상품 진열 변경, 프로모션, IT의 도입등과 같은 매장 운영 전략의 변경을 통해 제어할 수 있다[2, 14, 15].

오늘날 대형마트에서는 고객을 실제로 따라 다니면서 고객의 쇼핑 동선을 기록하는 '스파게티 다이어그램'이나 매장에서의 모든 행동을 기록하여 고객들의 특정한 행동 패턴을 찾아내는 '추적자'를 이용하여, 최적화된 캐셔 스케줄링, 상품 진열 변경 및 프로모션 변경 등과 같은 매장 운영성과를 향상시키기 위한 전략을 검색하고 있다. 그러나 최근 무선인식 기술이나 카메라 인식 기술과 같은 IT 기술의 도입을 통해 매장 내 고객의 실제 동선 데이터를 수집하는 것이 가능해 지면서, 스파게티 다이어그램이나 추적자를 이용한 방법 보다는 IT 기술을 이용한 방법들이 각광을 받기 시작하였다[13, 16]. 또한 많은 연구에서 운영성과의 향상을 위한 대안들의 효과를 검증하기 위해, IT 기술로부터 획득한 고객 동선, 구매행동 패턴 등과 같은 데이터를 이용하여 가상의 고객과 유통매장을 모델링하고 시뮬레이션을 수행하는데 집중하고 있다[2, 7, 9, 10, 13, 14, 15]. 그러나 이러한 연구에서 모델링된 가상 고객은 인간의 의사추론 과정을 충분히 반영하지 못하여 사전에 프로그램 된 단순한 규칙에 따라서만 움직일 뿐, 유통매장 내에서 끊임없이 일어나는 환경 변화를 인지하거나 주위의 다른 고객과 상호작용 하지 못하기 때문에 시뮬레이션 결과가 실제 유통매장의 운영 결과를 잘 반영하지 못하였다. 따라서 본 연구에서는 가상 유통매장에서의 가상 고객이 환경 변화에 실시간으

로 반응하고 다른 고객과 상호작용 하는 것을 반영하기 위해, 실제 인간의 추론 과정과 유사한 BDI(Beliefs-Desires-Intentions) 모형을 이용하여 가상 고객 각각을 에이전트로 모델링하였다.

본 논문은 전체 제 5장으로 구성되어 있다. 제 2장에서는 에이전트를 모델링하기 위한 이론, BDI 이론 유통매장 내 고객 동선의 군집화, 그리고 가상의 고객과 유통매장을 모델링하여 시뮬레이션을 수행한 연구에 대하여 소개한다. 제 3장에서는 유통매장 내 고객의 쇼핑 프로세스 및 구매행동을 기능 별 모듈로 정의하고, 정의된 구매행동을 'LORA(Logic of Rational Agent)'와 'STRIPS Notation'을 이용하여 BDI 이론 기반의 고객 에이전트로 서술하였다. 그리고 제 4장에서는 제 3장에서 모델링 한 고객 에이전트를 이용하여 유통매장 시뮬레이터를 설계하고 구현한 뒤 시뮬레이션 결과와 활용 방안을 제시하였다.

2. 관련 연구

2.1 에이전트 이론

에이전트(Agent) 이론이란 에이전트를 명시하는 방법을 의미한다. 에이전트를 표현하기 위해서는 에이전트의 어떤 특성들을 어떠한 형식을 이용하여 명시할 것인지를 정의하여야 한다. Wooldridge and Jennings[17]는 에이전트를 표현하기 위한 개별 특성 정보들을 'information attitudes'와 'pro-attitudes'로 구분하였다. 이들에 따르면, 에이전트가 주변 환경에 대해 가지고 있는 정보를 의미하는 'information attitudes(belief, knowledge 등)'와 에이전트의 행동을 이끌어내는 'pro-attitudes(desire, intention, obligation, commitment, choice 등)'가 포함하는 여러 가지 특성들의 조합이 하나의 에이전트를 표현하게 된다. 즉, 에이전트를 얼마나 잘 표현하였는가는 어떤 특성들의 조합으로 표현하였는가에 의해 결정된다[17].

Cohen and Levesque[5]는 믿음(Beliefs)과 목표(Goals)만을 이용한 모델을 제시하였고, Rao and Georgeff[11]는 믿음(Beliefs), 소망(Desires), 그리고 의도(Intentions)를 이용한 모델을 제시하였다. 여기에 대해 Shardlow [12]은 선택(Choice)이 보다 근본적인 특성 정보가 될 수 있음을 제시하였다[5, 11, 12]. 물론, 어떤 특성 정보들의 조합이 에이전트를 가장 잘 표현할 수 있는지에 대한 명확한 합의점은 존재하지 않지만, 현재까지 인간의 의사결정 과정을 가장 잘 표현할 수 있다고 알려져 있으며 가장 많이 사용되고 있는 에이전트 이론은 믿음, 소망, 그리고 의도의 조합인 BDI (Beliefs-Desires-Intentions) 이론이다.

2.2 BDI 이론

Bratman[3]에 의해 처음 제시된 BDI 모형은 에이전트의 행동을 결정하는 세 가지 심리 상태로서 믿음, 소망, 그리고 의도를 제안한다. 믿음은 에이전트가 믿고 있는 주변 환경에 대한 정보, 소망은 에이전트가 최종적으로 달성하고자 하는 상태, 그리고 의도는 에이전트가 소망을 달성하기 위한 계획을 정의하기 위해 사용된다[3]. Bratman[3]에 의해 제시된 BDI 이론은 이후에 Bratman[4], Georgeff[6] 등의 여

러 연구에서 에이전트 구조 모델로서 더욱 심화 발전되었다. 그 중 가장 대표적인 BDI 기반 에이전트 구조 중 하나는 Bratman et al.[4]가 제시한 IRMA 구조 모델이고, IRMA 구조 모델 외에 BDI 기반 에이전트 구조로는 Georgeff[6]가 제시한 PRS 구조 모델이 있다. BDI 에이전트 구조는 현재까지 인간의 의사 추론 과정을 가장 잘 반영한 에이전트 구조로 알려져 있다.

2.3 유통매장 모델링 관련 연구

유통매장 내 고객의 구매행동의 모델링과 함께, 많은 연구들이 고객과 유통매장 모델링을 통한 시뮬레이션에 집중하고 있다. Terano et al.[14]와 Baydar[2], 그리고 Miwa and Takakuwa[10]는 고객 행동을 모델링하고 시뮬레이션 하는 연구를 통해 유통매장의 운영 전략 변경에 따른 변화를 연구하였다. 세 연구 모두 유통매장 내 고객의 구매행동을 도식화하고 확률 모델로 제시하여 에이전트로 모델링한 후 시뮬레이션에 반영하였다. 이 세 연구 모두 쇼핑 고객을 에이전트로 모델링하는 연구에 대한 가능성을 보여주었지만, 쇼핑 고객의 특성을 체계적으로 반영하기 위해 적합한 이론이 적용되지는 않았다[2, 10, 14]. Baydar[2]은 고객의 구매행동만을 확률 모델로 제시하고 시뮬레이션 하여, 가격 정책 변경에 대한 운영성과 변화를 연구하였다. 이 연구는 매장 운영성과의 측정을 위해 이익, 매출, 고객 만족도를 변수로 갖는 선형식을 도출하고, 도출된 선형식을 매장 운영성과로 정의함으로써 모순이 발생할 수 있지만 반드시 측정되어야 하는 세 가지 변수를 모두 고려하였다. 그러나 과거 연구에서 고객의 동선이 구매행동에 큰 영향을 끼칠 수 있다는 것이 밝혀지고 있는데도 불구하고, Baydar[2]의 시뮬레이션에는 유통매장에 대한 모델링이 반영되지 않았다[2]. 현재까지 유통매장 시뮬레이션에 대한 연구는 매장 운영 전략 변경에 따른 변화를 도출 할 수 있게 하지만, 고객의 특성을 체계적으로 반영하기 위해 적합한 이론과 고객 동선을 도출하기 위한 유통매장 모델링이 적용되지 못하였다는 한계를 가지고 있다.

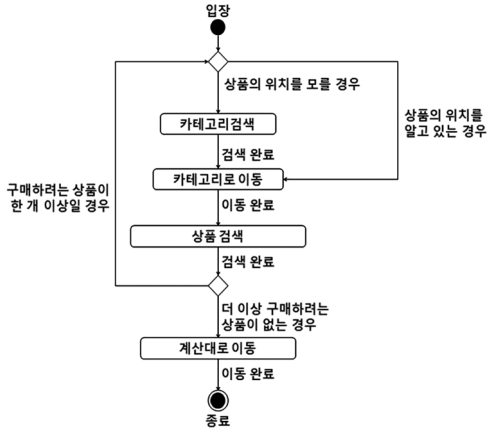
3. 고객 에이전트 모델링

3.1 고객의 쇼핑 시나리오

본 절에서는 유통매장에서 상품을 구매하는 고객의 유형을 분류하고, 각각의 고객 유형이 쇼핑을 마치고 퇴장할 때까지의 과정을 상태 다이어그램을 이용하여 설명한다. 유통매장 내 고객은 자신의 이동 패턴대로 매장을 둘러보며 구매할 상품을 정하는 유형과 미리 정한 자신의 쇼핑 리스트에 포함된 상품을 찾기 위해 매장을 검색하는 유형으로 나뉠 수 있다. 본 연구에서는 후자의 고객 유형을 모델링 하였다.

<그림 1>은 본 연구에서 모델링 한 고객 유형의 쇼핑 시나리오에 대한 상태 다이어그램이다. 본 연구에서는 유통매장 내 고객이 매장에 입장함과 동시에 구매해야 할 쇼핑 리스트가 생성되고, 쇼핑리스트에 포함된 상품정보에는 각각의 구매순서가 포함되어 있는 것으로 가정하였다. 유통매장에 입장한 고

객은 우선 주위의 카테고리들을 살핀 후 그 중 하나의 카테고리를 선택하고 그 카테고리로 이동한다. 만약 쇼핑 리스트의 상품 중 가장 먼저 구매하려는 상품의 위치를 알고 있다면 주위의 카테고리를 살피지 않고 바로 해당 상품이 진열된 카테고리의 위치를 찾아 이동한다. 이동을 완료한 고객은 해당 카테고리에 쇼핑 리스트 내 상품이 있는지, 충동적으로 구매하고 싶은 상품이 있는지를 검색하여 구매 여부를 결정한다. 해당 카테고리에서의 검색이 완료되면 다른 상품을 더 구매할 것인지 쇼핑을 종료할 것인지를 결정하여 또 다른 카테고리로 이동할 것인지 계산대를 향해 이동할 것인지 결정한다. 만약 고객이 다른 상품을 더 구매하기로 결정하였다면 현재 위치에서 볼 수 있는 다른 카테고리를 선택하고, 쇼핑을 종료하기로 결정하였다면 계산대를 향해 이동하고 이동을 마친 후 쇼핑을 종료한다.



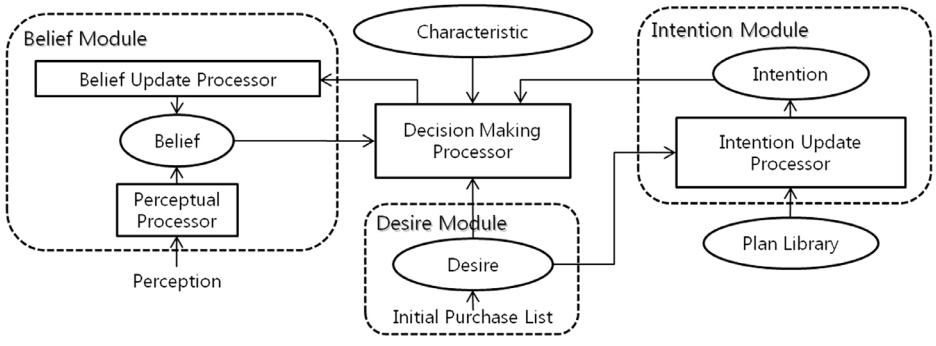
〈그림 1〉 쇼핑 시나리오의 상태 다이어그램

본 연구에서는 <그림 1>에 표현된 고객의 쇼핑 시나리오는 다음의 두 변수를 통해서 개인별 특성이 반영될 수 있다. 첫 번째 변수인 '이동 경로의 최적화'는 고객이 이동 동선을 최적화시키기 위해 자신이 가지고 있는 쇼핑리스트에 포함된 상품 구매 순서를 변경할 것인지 변경하지 않을 것인지를 의미한다. 두 번째 변수인 '고객이 알고 있는 상품 위치 정보의 수준'은 고객이 가진 쇼핑 리스트의 상품 중 매장 내 진열된 위치를 알고 있는 상품의 비율을 의미한다.

- 이동 경로의 최적화 : <그림 1>의 '카테고리 검색'에서 고객 에이전트가 검색한 카테고리 중 하나 이상의 카테고리가 쇼핑 리스트의 상품을 진열하고 있을 때, 구매하려던 순서와 관계없이 가장 가까운 카테고리로 이동한다.
- 고객이 알고 있는 상품 위치 정보의 수준 : <그림 1>의 '카테고리 검색'에서 고객 에이전트가 검색한 카테고리 중 하나 이상의 카테고리가 쇼핑 리스트의 상품을 진열하고 있을 때, 거리와 관계없이 구매하려던 상품 중 가장 높은 구매 순서의 상품을 진열하고 있는 카테고리로 이동한다. 만약 고객 에이전트가 검색한 카테고리가 구매하려던 상품 리스트에 포함된 상품을 진열하고 있지만 가장 높은 구매 순서를 가진 상품을 진열하고 있지 않다면 무작위로 이동할 카테고리를 선택한다.

3.2 BDI 기반 고객 에이전트 모델

본 절에서는 고객 에이전트의 쇼핑 프로세스를 인간의 추론 과정과 가장 유사한 BDI 이론 기반으로 모델링하기 위해 고객 에이전



〈그림 2〉 BDI 기반 고객 에이전트의 구조

트를 믿음, 소망, 의도로 구조화 시키고, LORA와 STRIPS Notation을 이용하여 서술하였다[3, 4, 17, 18]. <그림 2>는 본 연구에서 제안한 BDI 기반 고객 에이전트의 구조를 설명하고 있다. 고객 에이전트 각각은, 현재 자신이 믿고 있는 사실들에 대한 정보의 집합인 믿음, 에이전트 자신이 앞으로 할 작업들에 대한 집합인 소망, 그리고 최종적으로 이루고 싶은 믿음의 상태인 소망을 가지고 있다.

믿음은 고객 에이전트로 하여금 계속해서 주변 환경을 인식하게 하는 'Perceptual Processor'와 의도에 명시된 작업 수행 후 현재 상태를 지우고 추가시키는 'Decision Making Processor'을 통해 계속해서 업데이트 된다. 소망은 초기에 생성된 쇼핑 리스트와 쇼핑 종료지점에 대한 상태 정보를 포함한 최상위 계획(Top Level Plan)을 의미한다. 고객 에이전트는 믿음과 소망의 상태 정보를 일치시키기 위해 계속해서 의도를 업데이트 시키고, 의도에 명시된 작업을 수행한다. 의도는 소망을 만족시키기 위해 계획 저장소(Plan Library)에 미리 정의되어 있는 하위 계획(Sub-Plan)과 행동(Action)의 리스트 중 상위 의도를 만족하기 위한 하위 계획 또는 행동을 채택한다. 한편, 의도는 소망의 최상위 계획에서 명시된 달성해야 할 작업에 우선순위가 부여되어 가장 먼저 수행할 작업에 집중하게 만들고, 해당 작업을 달성하기 위한 행동을 수행할 때에는 고객 에이전트 각각의 특성이 반영된다. 즉, 모든 고객 에이전트가 동일한 규칙으로 움직이며 상품을 구매하는 것이 아니라 에이전트 각각의 특성을 가지고 쇼핑을 수행하게 된다. 계획 저장소는 소망에 부여된 최상위 계획을 달성하기 위한 하위 계획과 행동을 포함하고 있으며, 각각의 하위 계획과 행동은 STRIPS Notation으로 서술되어 있다. 고객 에이전트의 특성은 고객 에이전트가 매 순간 실행할 행동의 결과를 결정할 모수로 이용된다. 고객 에이전트의 특성은 매장 내 모든 고객이 같은 생각과 행동패턴으로 움직이지 않듯이, 고객 에이전트 또한 서로 다른 행동을 수행하도록 하기 위해 본 연구에 포함되었다.

3.2.1 믿음 모델

3.2.1.1 주변 환경에 대한 믿음 모델

고객 에이전트가 가지는 믿음 중 주변 환경(Environment)에 대한 정보는 'Location', 'Sign',

그리고 'Zone'으로 나누어진다. 'Location'은 고객 에이전트 자신이 위치한 곳을 중심으로 8곳의 셀에 위치한 객체에 대한 에이전트의 믿음이다. 'Location'은 'Location(Direction, Object)'로 정의된다. 'Direction'의 가능한 상태는 'NW', 'N', 'NE', 'W', 'E', 'SW', 'S', 'SE'를 포함하고, 'Object'의 가능한 상태는 'Object_Num'와 'Empty'를 포함한다. 'Direction'의 각각의 상태는 북서, 북, 북동, 서, 동, 남서, 남, 남동쪽을 의미하고, 'Object'의 두 상태는 해당 'Direction'에 상품이 있는 경우('Object_Num')와 고객 에이전트가 이동할 수 있도록 비어 있는 경우('Empty')를 의미한다. 'Sign'은 고객 에이전트 자신이 위치한 곳에서 발견한 매대 천정에 있는 카테고리 표지판에 대한 믿음이다. 'Sign'은 'Sign(Category)'로 정의된다. Category의 가능한 상태는 매장 내 존재하는 카테고리의 모든 표지판을 포함한다. 'Zone'은 고객 에이전트 자신이 위치한 공간에 대한 믿음이다. 'Zone'은 'Zone(Category)'로 정의된다. 'Category'의 가능한 상태 매장 내 존재하는 모든 카테고리와 출입구를 포함한다. 'goods'의 가능한 상태는 매장 내 존재하는 모든 상품과 출입구를 포함한다. <그림 3>는 고객 에이전트의 믿음 중 주변 환경에 대한 상태를 LORA에 따라 서술한 예시이다.

3.2.1.2 고객 자신(Itself)에 대한 믿음 모델

고객 에이전트가 가지는 믿음 중 고객 자신에 대한 정보는 'Shopping_List', 'Cart', 그리고 'Shopping'으로 나누어진다. 'Shopping_List'는 고객 에이전트 자신이 가지고 있는 구매해야 할 상품의 목록에 대한 믿음이다. 'Shopping_List'는 'Shopping_List(Category, goods, Result)'로 정의된다. 'Category'와 'goods'의 가능한 상태는 앞에서 서술한 바와 같이 매장 내 모든 카테고리와 상품을 포함한다. 'Result'의 가능한 상태는 'Default', 'Buy', 'Don't 'Buy'를 포함한다. Result의 각각의 상태는 아직 매장 내에서 해당 'goods'의 위치에 도착하지 못해서 구매 결정을 내리지 못한 경우와 구매하기로 결정한 경우, 그리고 구매하지 않기로 결정한 경우를 의미한다. 'Cart'는 현재 고객 에이전트 자신이 구매하기로 결정한 상품에 대한 믿음이다. Cart는 Cart(goods)로 정의된다. 'Product'의 가능한 상태는 매장 내 존재하는 모든 상품을 포함한다. 'Shopping'은 쇼핑을 계속할 것인지 멈출 것인지에 대한 고객 에이전트의 믿음이다. 'Shopping'은 'Shopping(Shopping_ Result)'로 정의된다. 'Shopping_Result'의 가능한 상태는 'Go_on'과 'Stop'을 포함한다. <그림 4>는 고객 에이전트의 고객 자신(Itself)에 대한 상태를 LORA에 따라 서술한 예시이다.

```
Initial Beliefs about the Environment
(Bel Shopper Location(NW, Empty)∧Location(N, Empty) ∧Location(NE, Empty) ∧Location(W, Empty) ∧Location(E. Empty) ∧Location(SW, Object2) ∧Location(S, Object3) ∧Location(SW, Empty))
(Bel Shopper Sign(Category1)∧Sign(Category2) ∧Sign(Category4))
(Bel Shopper Zone(Category3,Object2) ∧Zone(Category3, Object3))
(Bel Shopper Zone(Category2) ∧Zone(Category3))
```

〈그림 3〉 주변 환경(Environment)에 대한 믿음 서술 예시

```
Initial Beliefs about the Itself
(Bel Shopper Shopping_List(Category1, Object1, Default) ∧Shopping_List(Category3, Object2, Buy) ∧Shopping_List(Category3, Object3, Don't Buy))
(Bel Shopper Cart(Object2))
(Bel Shopper Shopping(Go_on))
```

〈그림 4〉 고객 자신에 대한 믿음 서술 예시

3.2.2 소망(Desires) 모델

고객 에이전트의 소망은 최상위 계획으로 서술된다. 최상위 계획은 <그림 5>의 예시에서 보는 바와 같이, 고객 에이전트가 유통매장에 입장해서 퇴장할 때까지의 계획으로 'Finish the shopping Plan'을 포함하고, 각각의 고객 에이전트가 가상 유통매장에 입장함과 동시에 생성된다. 'Finish the shopping Plan'에는 고객 에이전트가 구매해야 될 상품의 목록과 쇼핑을 끝낸 후 에이전트가 향해야 할 출구의 위치가 포함된다.

<그림 6>은 고객 에이전트의 소망을 LORA

```
GOALS :  ACHIEVE  Top Level Plan;

FACT :   FACT  Location NW  Empty;
         FACT  Location N  Empty;
         FACT  Location NE  Empty;
         FACT  Location W  Empty;
         FACT  Location E  Empty;
         FACT  Location SW  Empty;
         FACT  Location S  Empty;
         FACT  Location SE  Empty;
         FACT  Sign  Category1;
         FACT  Sign  Category2;
         FACT  Zone Gate  Entrance;

Plan : { NAME : "Finish_the_shopping"
         GOAL : ACHIEVE  Finish_the_shopping;
         CONTEXT :
         BODY :
         ACHIEVE  Cart Category1     Goods1;
         ACHIEVE  Cart Category1     Goods4;
         ACHIEVE  Cart Category2     Goods7;
                        …
         ACHIEVE  Zone Gate  Exit;
       }
```

〈그림 5〉 최상위 계획 서술 예시

에 따라 서술한 것이다. 이 로직에 따르면, 고객 에이전트가 가진 소망은 <그림 6>에 서술된 최상위 계획을 완수하는 것이다.

```
(Des Shopper◇Top Level Plan)
```

〈그림 6〉 소망 서술 예시

3.2.3 의도(Intentions) 모델

고객 에이전트의 의도는 소망의 최상위 계획을 완료하기 위해, 에이전트의 소망에서 정의한 일련의 목표들로 이루어진다. 일련의 목표들은 모두 각각의 우선순위를 가지며, 매 순간마다 최우선순위의 목표를 달성하기 위한 하위 계획이 계획 저장소로부터 선택되고 최우선순위의 목표는 해당 하위 계획으로 교체된다. 선택된 하위 계획으로 교체된 의도는 계속해서 최우선순위의 목표를 달성하기 위한 하위 계획을 선택하고 교체한다. 최우선순위의 목표가 행동인 경우에는, 행동에서 STRIPS Notation에 따라 정의된 대로 에이전트의 믿음을 업데이트 한다. 의도의 업데이트는 고객 에이전트의 믿음이 소망과 일치할 때까지 반복

```
(Int Shopper Cart(Category 1, Goods 1) ∧ Cart(Category 1, Goods 4) ∧ Cart(Category 2, Goods7) ∧…∧Zone(Gate, Exit))
```

〈그림 7〉 의도 서술 예시

된다. <그림 7>은 고객 에이전트의 의도를 LORA에 따라 서술한 것이다.

3.2.4 계획 저장소(Plan Library)

고객 에이전트 각각은 1개의 최상위 계획과 3개의 하위 계획, 그리고 4개의 행동을 이용하여 쇼핑을 수행하는 것으로 모델링하였다. 하위 계획은 최상위 계획과 같이 달성해야 할 또 다른 하위 계획과 행동이 포함되어 있다. 각각의 하위 계획에서 'GOAL'은 달성하고자 하는 최상위 목표를, 'BODY'는 목표를 달성하기 위한 하위 목표를 의미한다. 즉, 'GOAL'의 최상위 목표가 'BODY'의 하위 목표로 대체될 수 있다는 것을 의미한다. 각각의 하위 계획에 대한 정의는 다음과 같다.

- **상품 구매 여부 결정**(Decide whether buy a goods or not) : 상품에 대한 구매 여부를 결정하는 하위 계획으로 상품을 구매할 수 있는 공간에 도착하는 하위 계획과 구매 여부를 결정하는 행동이 포함된다.

```
Plan : { NAME : "Decide whether buy a
         goods or not"
         GOAL : ACHIEVE  Cart Category 1
         goods 1;
         CONTEXT :
         BODY :
         ACHIEVE    Zone Category 1;
         PERFORM   decide Category1
         goods1;
         }
```

〈그림 8〉 하위 계획(Sub-Plan) : 상품 구매 여부 결정(Decide whether buy a goods or not)

- **상품을 구매할 수 있는 위치로 이동**(Go to zone that an agent can buy a goods) : 상품을 구매할 수 있는 위치까지 이동하는 하위 계획으로서 해당 상품의 카테고리 표지판을 발견하는 하위 계획과 표지판에 대한 카테고리까지 이동하는 행동이 포함된다.

```
Plan : { NAME : "Go to the zone that an
         agent can buy a goods"
         GOAL : ACHIEVE   Zone
         Category1;
         CONTEXT :
         BODY :
         ACHIEVE    Sign Category1;
         PERFORM   move Category1;
         }
```

〈그림 9〉 하위 계획(Sub-Plan) : 상품을 구매할 수 있는 위치로 이동 (Go to zone that an agent can buy a goods)

- **상품이 진열된 카테고리의 표지판을 발견할 수 있는 위치로 이동**(Go to the place that an agent can find a sign about a goods category) : 해당 상품에 대한 카테고리 표지판이 보이는 장소까지 이동하는 하위 계획으로서 고객 에이전트가 이동하기로 결정한 카테고리까지 이동한 후 새로운 이동 방향을 결정하는 행동과 목표한 상품에 대한 카테고리를 다시 찾는 하위 계획이 포함된다. 즉, 고객 에이전트는 해당 상품에 대한 카테고리를 찾기 위해 계속해서 주변의 카테고리 표지판을 검색하고 선택한 후 이동하고 원하는 카테고리를 찾을 때까지 검색하고 이동하는 과정을 반복한다.

```
Plan : { NAME : "Go to the place that an
                agent can find a sign
                about a goods category"
         GOAL : ACHIEVE  Sign
         Category1;
         CONTEXT :
         FACT  Direction Direction1
         Category2;
         BODY :
         PERFORM  move Category2;
         PERFORM  select direction;
         ACHIEVE  Sign Category1;
         }
```

〈그림 10〉 하위 계획(Sub-Plan) : 상품이 진열된 카테고리의 표지판을 발견할 수 있는 위치로 이동(Go to the Place that an Agent can Find a Sign about a Goods Category)

행동(Action)은 고객 에이전트가 가상 유통매장에서 실제로 수행할 행동을 의미한다. 각각의 행동에서 'pre'는 해당 행동을 수행하기 위해 고객 에이전트의 믿음에 미리 정의되어 있어야 하는 상태 정보를, 'del'은 해당 행동을 수행 후 믿음에서 삭제해야 할 상태 정보를, 그리고 'add'는 해당 행동을 수행 후 믿음에 추가해야 할 상태 정보를 의미한다. 각각의 행동에 대한 정의는 다음과 같다.

- **결정 행동(Decide Action)** : 상품을 구매할 것인지 구매하지 않을 것인지 결정하는 행동이다. 고객 에이전트가 'Product1'을 구매할 수 있는 공간에 있을 때, 'goods1'에 대한 구매 여부를 결정하고, 구매하기로 결정했다면 Shopping List (Category1, goods1, Yes)를, 구매하지 않기로 결정했다면 Shopping List(Category1, goods1, No)를 고객 에이전트의 믿음에 추가한다.

```
Decide(Category1, goods1)
pre{Zone(Category1)}
del{}
add{Shopping_List(Category1, goods1, Result)}
```

〈그림 11〉 결정 행동(Decide Action)에 대한 'pre,' 'del,' 'add'

- **이동 행동(Move Action)** : 고객 에이전트가 현재 있는 카테고리에서 다른 카테고리로 이동하는 행동이다. 고객 에이전트가 'Category2'의 모든 상품을 볼 수 있는 공간에 있을 때, 'Category1'로 이동한다면, 고객 에이전트의 믿음에서 'Zone(Category2)'를 삭제하고 'Zone(Category1)'를 추가한다.

```
Move(Category1)
pre{Zone(Category2)}
del{Zone(Category2)}
add{Zone(Category1)}
```

〈그림 12〉 이동 행동(Move Action)에 대한 'pre,' 'del,' 'add'

- **선택 행동(Select Action)** : 고객 에이전트가 다음 이동할 방향을 결정하는 행동이다. 이 때, 고객 에이전트 주변의 프로모션 또는 혼잡도가 결정에 영향을 미칠 수 있다. 'Category2'가 진열된 방향으로 움직이던 고객 에이전트가 'Category1'을 향해 움직이기로 결정한다면, 고객 에이전트의 믿음에서 'Direction(Category2)을 삭제하고, 'Direction(Category1)을 추가한다.

```
Select Category1
pre{Direction(Category2)}
del{Direction(Category2)}
add{Direction(Category1)}
```

〈그림 13〉 선택 행동(Select Action) : 에 대한 'pre,' 'del,' 'add'

3.2.5 계획 저장소를 이용한 의도의 업데이트

고객 에이전트는 <표 1>과 같은 단계를 거쳐 의도를 업데이트 한다. 의도의 업데이트를 위해 최상위 목표를 달성시킬 수 있는 하

〈표 1〉 계획 저장소(Plan Library)를 이용한 의도 업데이트 예시

단계	선택된 하위 계획 혹은 행동	의도
1	-	ACHIEVE Cart 유제품 우유
2	GOAL ACHIEVE Cart 유제품 우유 BODY ACHIEVE Zone 유제품 우유 PERFORM Decide 유제품 우유	ACHIEVE Zone 유제품 우유 PERFORM Decide 유제품 우유
3	GOAL ACHIEVE Zone 유제품 우유 BODY ACHIEVE Sign 유제품 PERFORM Move 유제품	ACHIEVE Sign 유제품 PERFORM Move 유제품 PERFORM Decide 유제품 우유
4	GOAL ACHIEVE Sign 유제품 BODY PERFORM Select 스낵 PERFORM Move 스낵 ACHIEVE Sign 유제품	PERFORM Select 스낵 PERFORM Move 스낵 ACHIEVE Sign 유제품 PERFORM Move 유제품 PERFORM Decide 유제품 우유
5	Select 스낵 pre{ } del{ } add{Direction(스낵)}	PERFORM Move 스낵 ACHIEVE Sign 유제품 PERFORM Move 유제품 PERFORM Decide 유제품 우유
6	Move(스낵) pre{Zone(입구)} del{Zone(입구)} add{Zone(스낵)}	ACHIEVE Sign 유제품 PERFORM Move 유제품 PERFORM Decide 유제품 우유
7	ACHIEVE Sign 유제품	PERFORM Move 유제품 PERFORM Decide 유제품 우유
8	Move(유제품) pre{Zone(스낵), Direction(스낵)} del{Zone(스낵), Direction(스낵)} add{Zone(유제품), Direction(유제품)}	PERFORM Decide 유제품 우유
9	Decide(유제품, 우유) pre{Zone(유제품)} del{} add{Shopping_List(유제품, 우유, Buy/Don't Buy)}	-

위 계획 혹은 행동이 매 단계에서 선택되고, 최상위 목표는 선택된 하위 계획 혹은 행동에 서술된 대로 업데이트 된다.

<표 1>은 고객 에이전트가 유제품 카테고리에 진열된 우유를 구매하려는 의도와 그 업데이트 과정이다. 단계 1의 의도는 고객 에이전트의 소망이 그대로 반영된 'ACHIEVE Cart 유제품 우유'이다. 단계 2에서는 단계 1의 의도 중 최상위 목표인 'ACHIEVE Cart 유제품 우유'를 달성하기 위한 하위 계획을 선택하여 해당 하위 계획의 'BODY'를 의도의 최상위 목표로 업데이트한다. 이러한 과정은 고객 에이전트의 의도의 목표가 모두 달성될 때 까지 반복된다.

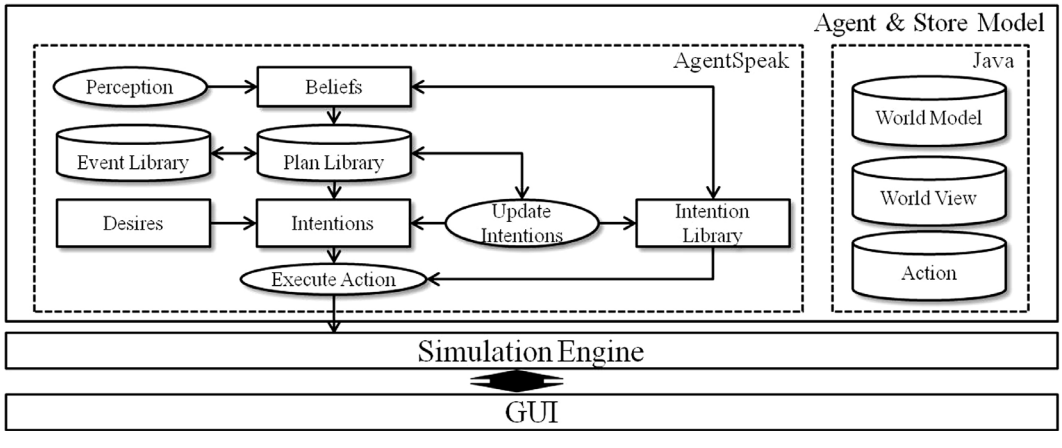
4. 시뮬레이터의 설계 및 구현

4.1 시뮬레이터의 설계

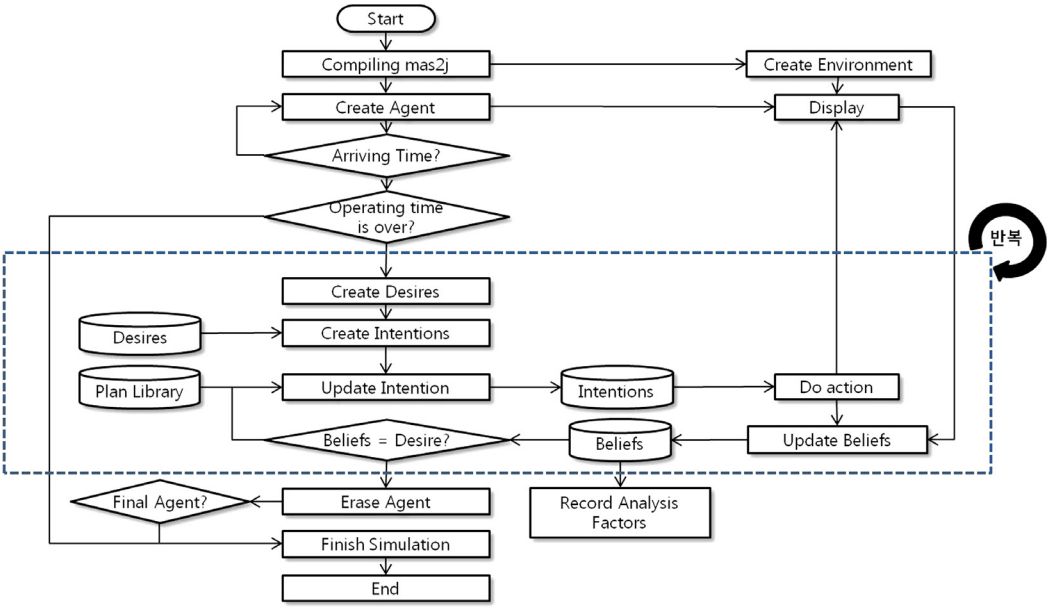
본 연구에서는 개발한 시뮬레이터는 <그림 14>와 같이 'Agent and Store Model'과 'Simulation Engine', 'GUI'로 이루어져 있다.

'Agent & Store Model'은 AgentSpeak 언어를 이용한 고객 에이전트 모델과 Java 언어를 이용한 가상 유통매장 모델을 포함하고 있다. 'Simulation Engine'은 서로 다른 언어로 모델링 된 고객 에이전트와 가상 유통매장을 결합하고, 'GUI'를 이용해 고객 에이전트의 움직임을 화면에 표시한다. 본 연구에서는 BDI 기반 에이전트 개발을 지원하는 JASON을 이용하였다. JASON은 <그림 15>와 같은 순서로 시뮬레이션을 수행한다.

우선 컴파일을 통해 고객 에이전트를 생성하고 미리 정의한 고객 도착 분포에 따라 화면에 표시한다. 고객 에이전트의 생성은 미리 정의한 유통매장 운영 시간이 끝나기 전까지 반복된다. 고객 에이전트의 초기 소망과 의도는 생성과 동시에 부여받는다. 소망은 부여받은 후 고객 에이전트가 삭제되기 전까지 유지되고, 의도는 계획 저장소를 이용하여 소망이 달성될 때까지 업데이트 된다. 고객 에이



〈그림 14〉 시뮬레이터 아키텍처



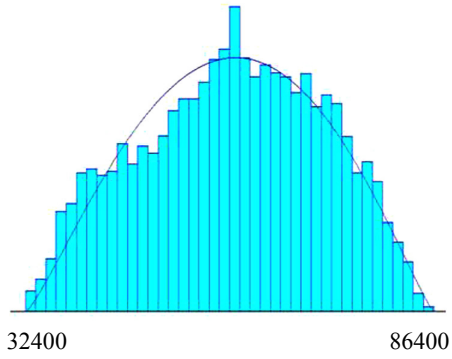
〈그림 15〉시뮬레이션 순서도

전트의 믿음은 의도의 업데이트 과정에서 계획 저장소에 명시된 대로 업데이트되고, 업데이트된 믿음이 소망과 같아졌을 때 고객 에이전트의 소망을 달성한 것으로 판단한다. 소망을 달성한 것으로 판단된 고객 에이전트는 삭제되고, 유통매장 내 고객 에이전트가 더 이상 남아있지 않을 때 시뮬레이션이 종료된다.

4.2 시뮬레이터의 구현

4.2.1 입력 정보

본 연구에서는 시뮬레이터의 구현을 위해 고객의 도착 시간 분포와 매대 별 고객 방문 비율, 그리고 구매 목록 데이터를 이용하였다. 구현을 위한 고객 쇼핑 데이터는 실제 유통매장에 RFID를 설치하여 고객을 추적하는 방법을 통해 추출하였다. 고객의 도착 시간 분포는 월요일, 화요일, 수요일, 목요일을 포함하는 평일 방문시간 분포와 금요일, 토요일, 일요일을 포함하는 주말 방문시간 분포로 나누어서 추정하였다. <그림 16>과 <그림 17>은 2011년 1월 22일~2011년 2월 20일 동안 'L' 마트에 방문한 16,897명의 고객에 대한 실제 방문시간 분포이다.



〈그림 16〉 평일 방문시간 분포

〈그림 17〉 주말 방문시간 분포

실제 방문시간 분포와 가장 유사한 방문시간 분포를 추정하기 위해 8개의 확률 분포 각각을 이용하여 추정한 후, 제곱오차를 비교하였다.

〈표 2〉 방문 시간에 대한 분포 별 제곱오차

분포	제곱 오차	
	평일 도착 분포	주말 도착 분포
Beta	0.000472	0.0004
Triangular	0.000926	0.000485
Normal	0.00112	0.000737
Weibull	0.00143	0.00235
Gamma	0.00329	0.0029
Erlang	0.00331	0.00299
Uniform	0.00545	0.00576
Lognormal	0.00586	0.00665
Exponential	0.0146	0.0158

8개 분포에 대해 제곱 오차를 비교한 결과, 베타 분포와 삼각 분포가 확연히 작은 제곱 오차를 보이는 것을 확인하였다. 따라서 추정한 방문시간 분포는 다음과 같다. 평일 방문시간 분포는 베타 분포 곡선을 이루고 있으며, 주말 방문시간 분포는 삼각 분포를 이루고 있다.

$$\text{평일 방문시간} = (3.24e+004)+(5.24e+004) \times B(2.25,\ 2.18)$$

$$\text{주말 방문시간} = TRIA(3.25e+004,\ 5.91e+004,\ 8.55e+004)$$

매대 별 고객 방문 비율과 고객의 구매 목록 데이터는 유통매장 내 상품을 28개의 카테고리로 분류하여 가정한 후 추출하였다. <표 3>과 <표 4>는 추출한 매대 별 매력도와 고객

〈표 3〉 카테고리 별 매력도

카테고리	매력도
Stationery	0.013024
Toy	0.003644
Auto-parts	0.012122
Hobby-parts	0.012531
Interior design	0.01078
Handicraft	0.011615
Detergent	0.022086
Sanitary fittings	0.013024
Underwear	0.01
Health/Teas	0.035021
Snacks promotion	0.074592
Snacks	0.074592
Detergent promotion	0.022086
H&B	0.01
Bathroom-parts	0.012953
Kitchen utensils	0.026161
Instant-parts	0.070485
Seasoning foods	0.080979
Fruits and Vegetables	0.024065
Vegetables	0.187629
Grain	0.01
Dried seafood	0.029487
Fresh-fish	0.029437
Marinated meat	0.011745
Bakery	0.01
Cold storage-parts	0.098424
Dairy-parts	0.080772
Alcoholic drink	0.000619
Drink	0.015233
Pork	0.011745
Imported meat	0.011745
Eggs	0.01

의 구매 목록 데이터 이다. 매대 별 매력도는 각각의 카테고리가 고객이 움직인 동선 내에 포함된 횟수의 비율을 의미하고, 고객의 구매 목록 데이터는 구매한 상품이 진열되어 있는 카테고리의 목록을 의미한다. 매대 별 매력도와 고객의 구매 목록 데이터는 고객 방문시간 분포와 동일한 기간 동안 수집된 데이터를 토대로 추출하였다.

<표 3>에 따르면 고객의 이동 동선에 포함될 확률이 가장 높은 카테고리는 Cold storage-parts이고 확률이 가장 낮은 카테고리는 Underwear, H&B, Grain, Bakery, 그리고 Eggs이다.

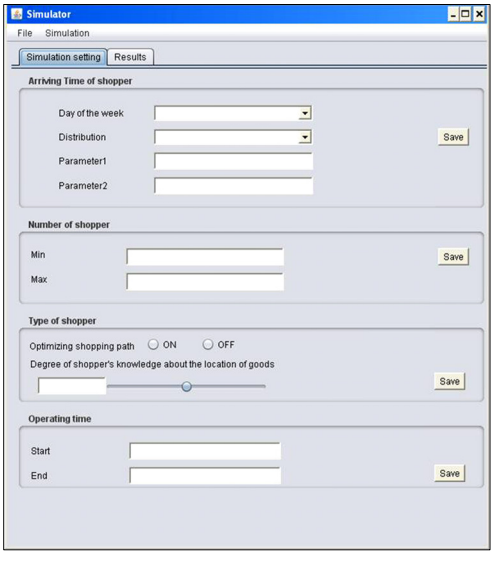
〈표 4〉 고객의 구매 목록

고객	카테고리
1	Fruits and Vegetables
	Vegetables
	Fresh-Fish
	Dairy-parts
	Sanitary fittings
2	Fruits and Vegetables
	Detergent
	Vegetables
3	Vegetables
	Dairy-parts
	Instant-parts

<표 4>는 3명의 고객이 구매한 상품이 진열된 카테고리의 목록이다. 고객 1은 6개 이상의 상품을 구매했으며, 이동 동선에는 최소 6개의 카테고리가 포함되어 있다는 것을 의미한다.

4.2.2 사용자 인터페이스

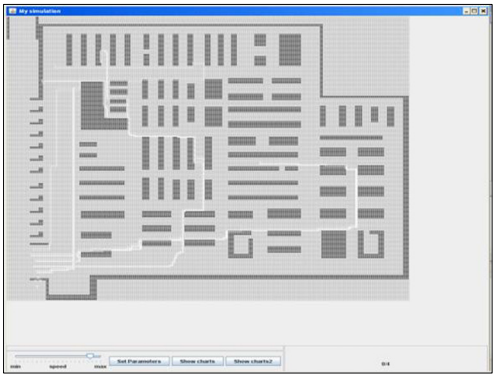
유통매장 시뮬레이션 수행을 위해서는 고객의 도착 분포, 고객의 수, 쇼핑 유형, 그리고 유통매장의 운영 시간이 결정되어야 한다. <그림 18>은 시뮬레이션 수행 전에 미리 결정되어야 하는 값의 입력 창이다. 고객의 도착 분포와 쇼핑 유형 각각은 제 4.2.1절과 제 3.1절에서 서술된 바와 같다.



〈그림 18〉 시뮬레이션 세팅

<그림 19>는 셀 단위로 구조화한 가상 유통매장 환경이다. 유통매장은 셀 단위로 구성되어 있으며, 각각의 셀에는 하나의 고객 에이전트 또는 상품만이 존재할 수 있다고 가정하였다. 하나의 매대에는 하나의 카테고리에 대한 상품만 진열되어 있으며, 에이전트 각각은 자신의 위치에서 사방으로 8개의 셀에 있는 상품에 손을 뻗을 수 있다. 본 연구에서의 유통매장은 각각의 카테고리가 진열되어 있는 매대 천정마다 표지판이 있고, 고객 에이전트 각각은 그 특성에 따라 그 표지판을 발견할 수 있는 서로 다른 크기의 능력

이 있는 것으로 가정하였다.



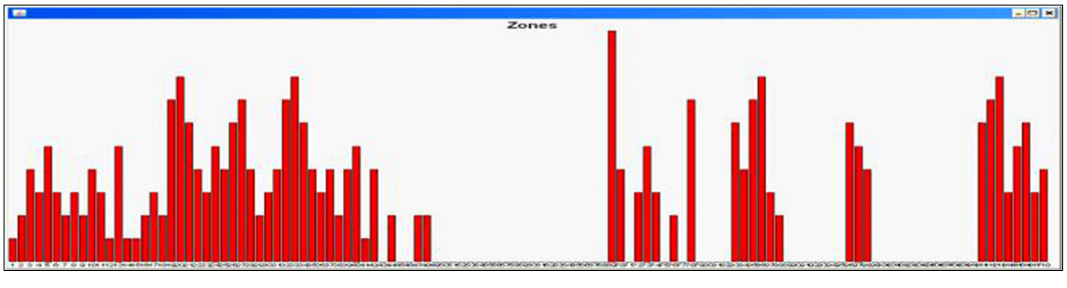
〈그림 19〉 가상 유통매장

4.2.3 시뮬레이션 결과 출력

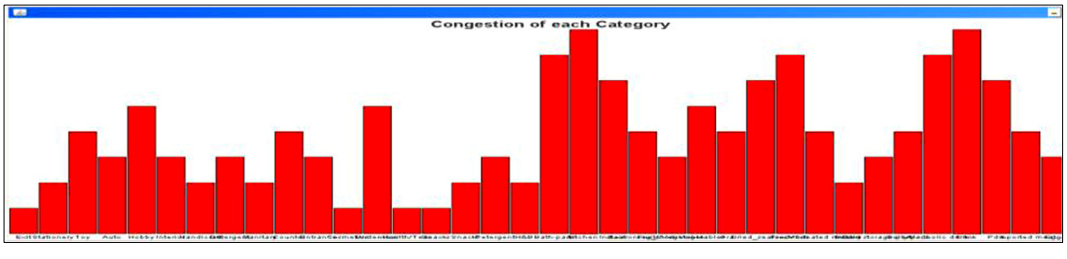
본 연구에서는 시뮬레이터 개발을 통해 고객의 매장 내 체류시간, 매대 별 방문 고객 수, 그리고 매대 별 혼잡도 데이터를 도출할 수 있다.

〈그림 20〉 매장 내 체류 시간

<그림 20>에 보이는 바와 같은 매장 내 체류시간 분포은 고객이 유통매장에 방문하여 상품을 모두 구매한 후 출구로 나갈 때까지의 시간을 의미하는 바, 유통현장에서는 일반적으로 고객의 매장 내 체류시간이 길어질수록 매장에 진열된 상품이 고객에게 노출될 수 있는 기회가 늘어나는 것으로 해석하고 있다. 따라서 개발된 시뮬레이터를 활용하여, 새로이 설계된 매장 배치 대안에 대해서 각 매장의 영역별로 노출의 기회가 어떻게 개선



〈그림 21〉 매대 별 방문 고객 수



〈그림 22〉 매대 별 혼잡도

될 수 있을지를 사전에 시뮬레이션 해 볼 수 있게 된다.

매대 별 방문 고객 수는 해당 매대를 지나쳐간 고객 수를 의미한다. 매대 별 방문 고객 수 데이터는 고객에게 노출되지 않는 매대를 도출함으로써 매장에 진열된 상품이 고객에게 노출될 기회를 늘리는 개선활동에 활용될 수 있다.

매대 별 혼잡도는 일정 시간에 특정 매대 앞에 머물러 있는 고객의 수를 의미한다. 매대 별 혼잡도 데이터는 일정 시간대에 특별히 혼잡한 매대를 도출함으로써 고객의 쇼핑 편의성을 증대시킬 수 있다. 즉, 매대 배치를 변경하였을 때 매대 별로 혼잡도가 어떻게 개선될 수 있는지를 시뮬레이션을 통해서 예측하고 평가해 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

현재 대형 유통매장들은 운영성과의 향상을 위해 다양한 운영 정책들의 도입을 고려하고 있다. 이의 일환으로, 운영 정책들에 대한 효과를 알아보기 위해 실제 대형마트에서는 추적자를 이용하여 매장 내 고객의 행동을 관찰하고 기록하는 방법을 이용하여 왔다. 그리고 많은 연구에서는 유통매장 내 운영 정책 변경의 효과를 알아보기 위해 가상의 고객과 매장 모델을 개발하여 시뮬레이션을 수행하고 있다. 그러나 유통매장에서 매장 내 고객의 행동을 관찰하고 기록하는 방법은 정책이 변할 때 마다 비용과 노력이 투자되어야 하고, 과거 고객 모델링 및 시뮬레이션 연구는 가상 고객이 정해진 규칙에만 따라 움직이고 주변 환경의 변화를 인지하지 못하여 실제 고객과의 유사성이 떨어진다.

이에 본 연구에서는, 고객의 쇼핑 프로세스를 모델링하고 그 쇼핑 프로세스를 3개의 모듈로 분류하여 정의하였다. 분류된 3개의 모듈은 고객이 매장 내에서 하는 의사결정을 모두 포함하고 있다. 이렇게 모델링 된 고객을 BDI 이론 기반으로 LORA를 이용하여 믿음, 소망, 의도를 정의하고, 쇼핑을 수행하기 위한 하위 계획과 행동을 STRIPS Notation을 이용하여 계획 저장소에 정의하였다. 그리고 모델링 한 고객 에이전트를 이용하여 유통매장 시뮬레이터를 설계하고 구현하였다.

본 연구의 의의는 다음과 같다. 과거 연구와는 다르게 변화하는 환경을 매 순간 인지하는 고객 에이전트를 모델링 했다는 점, 단일 에이전트의 모델링에 주로 이용되던 BDI 이론을 유통매장 시뮬레이션의 고객 에이전트 모델링과 같은 멀티 에이전트 모델링에 이용했다는 점, 그리고 BDI 구조에 따라 모델링 된 고객 에이전트를 시뮬레이션에 반영하고 고객의 동선을 예측하였다는 점이다.

본 연구는 다음과 같은 한계점도 가지고 있다. 첫째, 고객의 다양한 쇼핑 유형을 모두 반영하지 못하고, 모든 고객이 상품의 위치를 알고 있다는 가정 하에 시뮬레이션을 수행하였다. 이미 모델링 된 고객의 BDI를 토대로 다양한 쇼핑 유형을 추가 한다면 실제와 더욱 유사한 동선 예측 결과를 도출할 수 있을 것으로 기대된다. 둘째, 시뮬레이션의 구현에 상품 각각을 반영하지 못하고 상품 대분류만을 반영하였기 때문에 상품 배치 변경 후의 매출 변화까지 도출하지는 못하였다. 그러나 향후 가격을 포함한 상품 각각의 정보를 시뮬

레이션에 반영한다면 상품 배치 변경 후의 매출 변화까지 예측할 수 있을 것으로 기대된다.

따라서 향후 연구에서는 본 연구에서 모델링된 쇼핑 유형뿐만 아니라 더 다양한 쇼핑 유형의 모델링과, 시뮬레이션의 검증, 그리고 상품 각각의 정보를 시뮬레이션에 반영하기 위한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] Baydar, C., "One-to-One Modeling and Simulation : A New Approach in Customer Relationship Management for Grocery Retail," Proceeding of the SPIE Conference on Data Mining and Knowledge Discovery : Theory, Tools, and Technology, 4730, pp. 346-354, 2002.

[2] Baydar, C., "Agent-Based Modeling and Simulation of Store Performance for Personalized Pricing," Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference, pp. 1759-1764, 2003.

[3] Bratman, M. E., Intention, Plans, and Practical Reason, CSLI Publications, 1987.

[4] Bratman, M. E., Israel, D. J., and Pollack, M. E., "Plans and Resource-Bounded Practical Reasoning," Computational Intelligence, Vol. 4, pp. 349-355, 1988.

[5] Cohen, P. R. and Levesque, H. J., "Intention is Choice with Commitment," Artificial Intelligence, Vol. 42, pp. 213-261, 1990.

[6] Georgeff, M. P. and Lansky, A. L., "Reactive Reasoning and Planning," Proceedings of the 1987 Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference, Vol. 2, pp. 677-682, 1987.

[7] Hui, S. K., Bradlow, E. T., and Fader, P. S., "An Integrated Model of Grocery Store Shopping Path and Purchase Behavior," Working Paper, The Wharton School, University of Pennsylvania, 2007.

[8] Kim, S. E. and Moon, J. M., "A Study on the Circulation System on accordance with the Merchandise in Discount Store," Journal of Korean Institute Interior Design, Vol. 17, pp. 137-142, 2008.

[9] Larson, J. S., Bradlow, E. T., and Fader P. S., "An Exploratory Look at Supermarket Shopping Paths," International Journal of Research in Marketing, Vol. 22, pp. 395-414, 2005.

[10] Miwa, K. and Takakuwa, S., "Simulation Modeling and Analysis for In-Store Merchandising of Retail Stores with Enhanced Information Technology," Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference, pp. 1702-1710, 2008.

[11] Rao, A. S. and Georgeff, M. P., "Modeling Rational Agents within a BDI-Architecture," Proceedings of Knowledge Representation and Reasoning, pp. 473-484, 1991.

[12] Shardlow, N., Action and agency in cognitive science, Master's thesis, Department of Psychology, University of Manchester, 1990.

[13] Sorensen, H., “The Science of Shopping,” Marketing Res, Vol. 15, pp. 30-35, 2003.

[14] Terano, T., Kishimoto, A., Takahashi, T., Yamada, T., and Takahashi, M., “Agent-Based In-Store Simulator for Analyzing Customer Behaviors in a Super-Market,” Proceedings of the 13th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems, 5712, pp. 244-251, 2009.

[15] Tuğba, Y., Selcuk, K., and Filkri, K., “Clustering Grocery Shopping Paths of Customers by using Optimization-Based Models,” Proceedings of 20th EURO Mini Conference, pp. 439-443, 2008.

[16] Underhill, P., Why We Buy : The Science of Shopping, Simon and Schuster, 2008.

[17] Wooldridge, M. and Jennings, N. R., “Intelligent Agents : Theory and Practice,” International Journal of Knowledge Engineering Review, Vol. 10, pp. 115-152, 1995.

[18] Wooldridge, M., Reasoning about Rational Agents, The MIT Press, 2000.

저 자 소 개

김상희 (E-mail : sangheekim@dgu.edu)
2010년 동국대학교 산업시스템공학과 (학사)
2010년～현재 동국대학교 산업시스템공학과 (석사과정)
관심 분야 RFID/USN, ABMS

메디 케사바즈 (E-mail : keshavarzm2005@gmail.com)
2005년 Computer Software Engineering, Shiraz Azad University, Iran (학사)
2009년 Information Systems, Osmania University, India (석사)
2010년～현재 동국대학교 산업시스템공학과 (박사과정)
관심 분야 Ontology Mapping, Multi-Agent Systems

이용한 (E-mail : yonghan@dgu.edu)
1988년 서울대학교 산업공학과 (학사)
1990년 한국과학기술원 산업공학과 (석사)
2002년 펜실베니아 주립대학 산업공학과 (박사)
1991년～1997년 대우자동차 기술연구소 선임연구원
2003년～현재 동국대학교 산업시스템공학과 부교수
관심 분야 RFID/USN, ABMS, BPM