

사회연결망 서브그룹을 통한 소매점 상품배치 및 동선 평가: 장바구니 데이터 분석을 중심으로*

윤한성**

An Approach of Product Placement and Path Evaluation Using Social Network Subgroup: Focusing on Shopping Basket Data Analysis

Yoon, Han-Seong

〈Abstract〉

Despite the growing online exposure of retailers, offline retail channels still outperform online channels in the total retail volume of some countries. There is much interest in the physical layout plans of retail stores to expand sales. Product placement that have a large impact on customer purchasing behavior at offline retailers influences customer movement and sales volume. But in many cases, each retailer relies on unsystematic and autonomous product placement. When multiple products are sold with one purchase, the customer's movement for shopping may be evaluated in terms of customer efficiency and additional impulse purchase.

In this paper, the social network is applied to sales data of a retail store and the result is used for evaluation of product placement and customer path. The frequent sales product composition was identified using k-core from sales data in the form of shopping baskets. The location was checked for the identified compositions of products, the spatial variance was measured and the customer's path was identified. With these results, the store arrangement of products was evaluated with appropriate improvement directions. The analysis method of this paper can be an alternative analysis approach for better layout of retail stores.

Key Words : Social Network, k-Core, Product Placement, Customer Path, Store Layout

I. 서론

오늘날 많은 수의 주요 소매업자들이 온라인에 점

점 더 많이 노출되고 있는 것을 고려하면, 소매유통 분야에서 오프라인 소매점들의 영향력이 줄어드는 경향을 인지할 수 있다[1]. 이와 같은 현상에도 불구하고 미국의 경우 전체 소매 거래액 규모에 있어서 오프라인 소매 채널은 여전히 온라인 채널을 능가하고 있으며, 매출확대 등을 위한 소매점의 물리적인

* 이 연구는 2021년도 경상대학교 발전기금재단 재원으로 수행되었음.

** 경상대학교 경영대학 교수(단독저자)

공간운영 방안들에 대해 많은 관심이 존재한다[2].

오프라인 소매점에서 고객의 구매행위(purchasing behavior)에는 상품기획, 상품배치, 조명, 시각적 소통(signage 등), 매장 분위기(store ambience) 등이 주요 영향요인이 될 수 있다[3]. 특히 매장에서의 상품배치는 고객 동선과 판매량에 영향이 크지만, 많은 경우에 일정한 체계의 적용 없이 소매점별로 자율적인 상품배치에 의존하는 바가 크다[4]. 그리고 판매 건별로 복수의 상품이 동시에 판매가 이루어지는 경우, 이를 위한 고객의 이동과 동선은 고객 효율성 측면과 동시에 이동 중의 충동구매 등으로 인한 추가구매의 측면이 있기도 하다[5].

한편 빅 데이터(big data) 분석과 함께 활용이 확대되고 있는 사회연결망(social network)은 노드(node) 및 연결선(link)으로 구성되며, 사람 또는 사물 간의 관계를 네트워크 관점에서 표현하는 수단이다[6]. 구성된 사회연결망에서 이루어지는 사회연결망분석(social network analysis)에는 중심성(centrality) 분석을 포함한 여러 방식이 있으며[7], 사회연결망을 구성하는 객체들의 군집화(clustering)를 위해서는 객체 간의 연결 여부에 따라 군집을 구성하는 서브그룹(subgroup) 분석을 활용할 수 있다[8]. 서브그룹 방식 중의 k-코어(k-Core)는 각 개체가 타 개체와 서로 연결된 관계의 수에 따라 차등적으로 군집들을 찾아내는데, 사회연결망에서 가장 많은 수의 개체들과 상호 관계를 이루는 개체들을 군집으로 식별할 수 있다.

본 논문에서는 소매점의 판매실적을 기록한 장바구니 데이터로부터 상품간 동시판매의 연관성이 큰 상품군을 식별하고, 이를 통해 매장의 상품배치 및 동선을 평가하는 방안을 제시하고자 한다. 장바구니 형식을 가지는 소매점의 판매데이터에 대해 높은 동시판매 빈도의 상품그룹을 k-코어 분석을 통해 식별하고, k-코어 분석결과를 소매점의 상품배치와 동선의 평가에 활용하는 방안을 제안하기로 한다. 이를 위해 소매점의 판매데이터로써 사회연결망을 구성하

는 방안과 고객의 선호상품을 식별하기 위한 k-코어 분석방식을 정리하였다. 그리고 k-코어 분석 결과를 바탕으로 해당 소매점의 상품배치와 동선에 대한 평가방안을 제시하며, 정리한 방안을 실제 소매점을 대상으로 적용한 사례를 예시하기로 한다.

II. 이론적 배경

2.1 소매점 매장배치

소매유통 분야에서 모바일을 비롯한 온라인 채널이 확대되고 있으나, 오프라인 소매점이 여전히 고객의 요구에 핵심역할을 제공하고 있다. 최근의 조사에서 대다수 미국인의 경우, 온라인 고객의 65%가 물리적인 소매점의 구매를 더 선호하는 것으로 나타나기도 한다[9]. 오프라인 소매점의 매출을 위해서는 공간배치(space layout), 공간할당, 입·출구, 계산대, 통로 등과 같은 매장의 물리적 측면이 중요하다[10].

매장에서 설비 및 상품의 공간적 배치를 의미하는 매장배치(store layout)는 고객의 동선에 영향을 미치고 결과적으로 고객의 체류시간과 구매결정에 주요요인이 되는 것으로 지적되며[4], 특히 상품배치가 중요한 요인으로 고려된다[11-13]. 상품배치는 고객의 사전에 의도된 계획구매(planned purchase)에 변화를 줄 수 있을 뿐만 아니라 충동구매(impulse purchase)를 가능하게 할 수 있다[5, 14].

매장에서 설비의 배치는 매장의 전체적인 구조 및 통로를 결정짓는 요소이며, 구매자의 효율적인 동선을 위한 설비배치에 최적화 모델의 적용과 같은 접근방식이 이루어지고 있다[1, 9]. 매장의 정해진 공간적 구조에서 상품 또는 상품군의 배치를 의미하는 상품배치에 관해서는 고객의 접근빈도와 충동구매를 고려한 매출 최대화를 위한 상품군별 배치의 탐색[15], 센서를 활용한 매장내 위치별 고객빈도를 인식하여

상품배치 및 고객 동선의 효율성 도모[4, 16], 쇼핑 동선 시뮬레이션을 통한 상품의 공간적 군집 및 최적 상품배치 분석[17, 18] 등의 연구가 이루어지고 있다.

온라인 경매인의 신뢰거래자 구분 및 추천[27] 등에서 개체와 특성의 식별에 활용된다.

2.2 사회연결망 서브그룹 분석

사회연결망을 구성하는 노드는 일반적으로 사람 또는 사물 등의 개체를 의미하고, 노드 간의 연결선은 개체 간의 이전, 의사소통, 권력관계, 친족연결 등과 같은 노드 간의 연결특성을 표현한다. 사회연결망을 통한 분석기법에는 중심성(centrality)을 비롯한 여러 방식이 있으며, 최근 빅 데이터 분석도구로서 활용도가 커지고 있다[19].

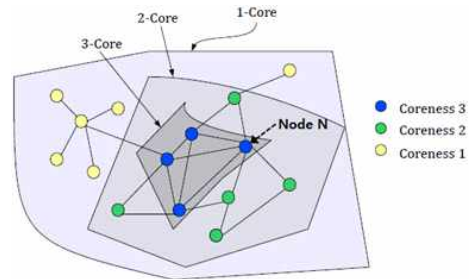
그런데 개체 간의 연결특성이 직접 존재하지 않더라도 개체들의 속성형 데이터(attribute data)로부터 개체 간의 속성유사도(attribute similarity) 값이 계산되면, 일정값 이상에 대하여 연결선(link)으로 표현한 사회연결망을 구성할 수 있다[7, 20]. 활용이 가능한 속성유사도로서 피어슨상관계수(pearson correlation), 유클리디안 거리(euclidean distance), 자카드 유사도(jaccard similarity) 등이 있다[21, 22].

한편 사회연결망 개체들을 군집화하는 서브그룹분석에는 여러 방식들이 있으며, 이들의 군집화 특징은 <표 1>과 같다[6, 23]. 이 중에서 k-코어 방식은 노드 간의 연결정도(연결선 수)를 통해 개체들을 네스팅(nesting) 분할하는 수단이다[24]. k-코어는 각 노드가 최소한 k개의 타 노드와 연결되는 최대 서브그래프(maximal subgraph)로 정의되며 <그림 1>을 참고할 수 있다.

<그림 1>에서 노드 N은 3개 이상의 연결정도를 공유하는 노드들로 구성되는 서브그래프(3-코어)에 포함되며, 3-코어는 가장 다수의 개체들이 서로 연결된 군집으로 유일하게 식별된다. k-코어 방식은 사회연결망에서 영향력을 가지는 다수의 개체들을 식별할 수 있으며[25] 분산환경에서 데이터그룹의 발견[26],

<표 1> 사회연결망 서브그룹 분석방식

분석방식	특징
컴포넌트	각 군집별 모든 개체들은 서로 한 개 이상의 연결선으로 구성된 경로로써 연결되고 군집간의 개체들은 서로 연결되지 않는다.
k-코어	코어를 이루는 군집의 각 개체들은 k개 이상의 다른 개체와 연결되며(k=0, 1, ..., n) 1-코어, 2-코어 등의 군집으로 나누어진다. k가 클수록 서로 직접 연결된 개체수가 많은 군집이다.
n-클리크	최단경로가 n개 이하인 경로에 의해 모든 개체가 서로 연결된 형태의 군집을 이룬다.
k-플렉스	서로 경로로써 연결된 군집내의 각 개체는 k개를 제외한 수의 개체들과 서로 직접 연결되는 형태의 군집이다.
람다집합	서로 연결된 개체간의 경로수가 군집외의 개체와 연결된 경로수보다 큰 형태의 군집이다.
거번·뉴먼 알고리즘	높은 라인매개성의 연결선을 제거해가면서 원하는 수의 군집을 탐색한다.



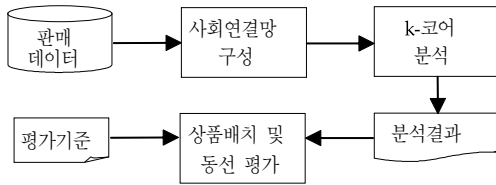
<그림 1> 사회연결망 k-코어 분석 사례[24]

III. 연구의 범위 및 프로세스

소매점 매장의 설비배치를 통해 정해진 공간적 구조하에서, 판매증대를 위한 상품배치 및 동선의 평가가 이루어질 수 있다. 이를 위해 본 논문의 연구분석 범위는 장바구니 데이터 형태로 구성된 건별 판매데이터에 대하여 사회연결망을 활용하여 분석하고, 분석결과를 통해 상품배치 및 동선을 평가하는 방안을

제시하는 것으로 연구 범위를 요약할 수 있다.

이상의 범위에 대해 본 논문의 연구 프로세스는 <그림 2>와 같이 구성할 수 있다. 먼저 장바구니 형태의 판매데이터를 바탕으로 한 사회연결망의 구성 방안과 구성된 사회연결망에 대해 k-코어 방식으로 다수 구매형태를 식별하는 방식을 제시하고 분석하기로 한다. 기존의 상품배치와 동선에 대해서는 k-코어 분석결과에 근거하여 상품 간 공간적 분산도에 따른 기준을 제시하여 평가하였다.



<그림 2> 연구 범위 및 구성

IV. 사회연결망 구성 및 평가

4.1 판매데이터를 통한 사회연결망 구성

일정 기간의 판매데이터는 <그림 3>의 사례와 같이 동시구매가 이루어진 판매건(판매번호)별로 구성 되어, 장바구니 분석에 사용되는 데이터 형태로 표현 될 수 있다. 데이터 희박성의 완화[28] 및 본 논문의 분석범위를 고려하여, <그림 3>의 상품은 개별 상품이 아니라 매장의 매대에 배치되는 상품분류군의 값으로 데이터를 구성할 수 있다.

<그림 3>의 데이터로부터 판매번호 간의 상품구성 유사성으로 사회연결망을 구성하면, 상품구성이 유사한 판매번호들이 서로 연결되는 형태가 이루어진다. 매장에서 해당 상품의 구매 여부 및 동시구매가 중요한 만큼, <그림 3>에서 상품구매 여부에 따라 구매가 없는 상품의 데이터 값을 0으로 하여 '0'과 '1'의 값으

로 변환하였다. 그리고 동시구매 상품 간의 배치연관성을 고려하는 입장에서, 구매상품이 1개뿐인 경우는 제외하였다. 이런 방식으로 정리한 데이터로써 상품 구성 유사성을 다음의 자카드(Jaccard) 유사도 계산식을 활용하여 구할 수 있다.

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \text{ (A와 B의 자카드 유사도)}$$

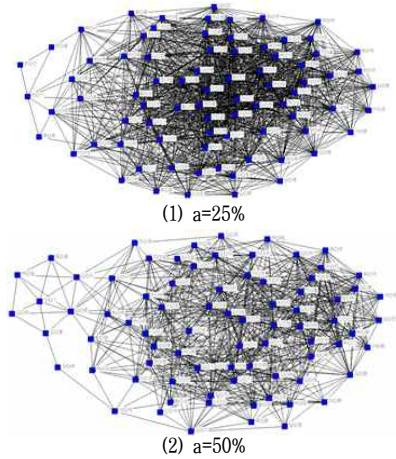
위 식에서 $0 \leq J(A, B) \leq 1$ 이며, 판매번호 A 및 B를 구성한 상품의 구성이 모두 같거나 다른 경우에 $J(A, B)$ 는 각각 '1' 또는 '0'의 값을 가진다. <그림 4>와 같이 자카드 유사도를 구하여, 사회연결망을 <그림 5>의 형태로 구성할 수 있다. 사회연결망에서 관계여부를 나타내는 연결선의 구성이 자카드 유사도의 최소값(a) 이상의 경우에 결정된다면, <그림 4>의 일부 데이터에 대해 작성한 사회연결망은 <그림 5>와 같이 a 값에 따라 연결관계 밀도가 변화되는 형태가 된다.

판매번호	음료	조미료	우유	통조림류	주류	채소	청과	커피/차
78		1						
104		4				1		
105					1	1		
120				1				
146					2	1		2
217					2			1
275			2			3		
385	1	1	2			3		
463		2					2	1
464		1	1		1	2		
544		1						8

<그림 3> 건별 판매데이터 구성 (단위: 수량)

판매번호	1	2	3	4	5	6	7
1	1	0.235294	0.235294	0.285714	0.333333	0.235294	0.416667
2	0.235294	1	0.285714	0.071429	0.0625	0.125	0.166667
3	0.235294	0.285714	1	0.5	0.307692	0.2	0
4	0.285714	0.071429	0.5	1	0.555556	0.25	0.1
5	0.333333	0.0625	0.307692	0.555556	1	0.214286	0.181818
6	0.235294	0.125	0.2	0.25	0.214286	1	0.166667
7	0.416667	0.166667	0	0.1	0.181818	0.166667	1
8	0.3125	0.125	0.5	0.5	0.416667	0.2	0.076923
9	0.1875	0.142857	0.142857	0.181818	0.25	0.142857	0.090909
10	0.285714	0.153846	0.363636	0.333333	0.166667	0.25	0.1
11	0.285714	0.25	0.153846	0.090909	0.166667	0.071429	0.375
12	0.2	0.153846	0.5	0.5	0.4	0.071429	0

<그림 4> 계산된 자카드 유사도



<그림 5> 자카드 유사도 최소값(a)에 따른 사회연결망 구성

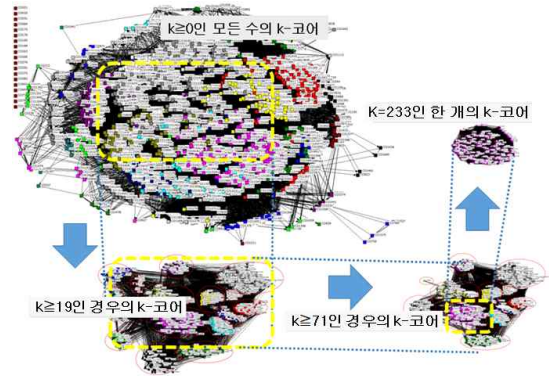
4.2 k-코어 분석

자카드 유사도의 최소값(a)을 결정하여 구성된 사회연결망의 개체들에 대해, k-코어 분석에 의해 서로 연결된 개체들의 수에 따른 군집들을 발견할 수 있다. <그림 4>의 전체 판매번호들에 대해 특정 a값으로 구성된 사회연결망에 대해 k-코어 분석을 하면, k값에 따라 <그림 6>과 같은 결과를 얻을 수 있다. $k \geq 0$ 이면 사회연결망이 모든 코어를 포함하지만, k값을 높여가면 여러 코어 중에서 k 이상의 코어들만 남게 되는 형태이다.

<그림 6>에서 가장 상위의 코어인 233-코어는 전체 사회연결망에서 가장 많은 수인 233개의 개체(판매번호)들이 서로 기준치 이상의 자카드 유사도로써 연결된 군집이다. 최상위 k-코어는 가장 많은 수의 개체가 서로 연결된 군집이므로 가장 높은 빈도의 판매패턴을 보이는 장바구니 상품구성 형태라고 볼 수 있다. k값이 작을수록 k-코어로 형성되는 군집들은 낮은 빈도수의 판매패턴을 가지는 형태로 파악된다.

상위에 위치하는 k-코어로부터 상대적으로 판매빈도가 높은 상품구성을 확인할 수 있고, k-코어 각각의 상품구성으로부터 해당되는 판매빈도 순위에 포함되

는 개별 상품의 공간적 위치와 고객의 예상되는 동선을 파악할 수 있다. 즉, 파악된 상품구성과 개별 상품의 공간적 정보는 상품배치와 동선의 평가에 기본 자료가 될 수 있다.



<그림 6> 사회연결망의 k-코어 분석결과와 사례

4.3 상품배치 및 동선에 대한 평가

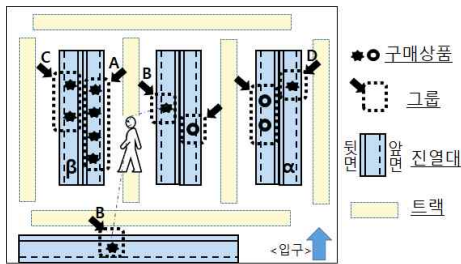
판매데이터의 k-코어 분석으로써 동시판매 빈도가 높은 상품구성을 구하고, 이 상품구성에 속하는 개별 상품의 매장 내 공간적 위치를 통해 해당 상품구성이 가지는 공간집중도를 다음과 같이 산정할 수 있다.

- (1) 매장 내 상품별 공간적 위치 확인
- (2) 동일 매대에 속하는 상품들은 동일 그룹으로 분할
- (3) 상품의 수가 가장 많은 한 개의 그룹(상품 수가 같은 경우 인접 그룹이 많은 그룹)에 대해 분산도를 0으로 두고, 분산도가 0인 그룹을 기준으로 타 그룹의 분산도를 다음 기준으로 측정
 - 고객이 위치변화(이동) 없이 자세(시선) 변화로써 발견되는 해당 그룹의 상품이 있으면, 분산도=1
 - 고객이 위치변화(이동)로써 해당 그룹의 상품이 발견되면, 분산도=(상품위치 간의 트랙 수)
- (4) 위 분산도로써 특정 k-코어의 '공간분산도'를 다

음의 식으로 표현할 수 있는데, 식의 값이 '0'이면 모든 상품이 동일한 매대에 집중되어 있음을 의미하며 큰 값일수록 k-코어에 속한 상품들이 공간적으로 분산된 정도가 크다.

$$\frac{\sum_{\text{그룹}g} \{(\text{그룹}g \text{의 상품종류 수}) \times (\text{그룹}g \text{ 분산도})\}}{\sum_{\text{그룹}g} (\text{그룹}g \text{의 상품종류 수})}$$

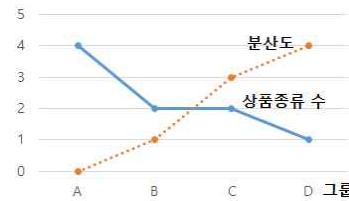
위 (1)~(4)의 방식에 따라, <그림 7>의 사례와 같이 2개의 k-코어에 속한 동시판매 상품구성이 각각 9개(★)와 3개(●)인 경우에서 그룹 분할을 통해 그룹별 분산도를 측정할 수 있다. <그림 7>에서 ★로 표시된 k-코어의 동시판매 상품구성 그룹 A, B, C, D의 분산도는 각각 0, 1, 3, 4로 측정되며, 상품종류 수를 같이 표시하면 <그림 8>과 같다. 그리고 A, B, C, D의 공간분산도는 $\{(4) \times 0 + (2) \times 1 + (2) \times 3 + (1) \times 4\} \div 9 = 1.33$ 이 되고, ●의 경우 $\{(2) \times 0 + (1) \times 1\} \div 3 = 0.33$ 으로 계산된다. 이와 같이 ★와 ●로 표시된 두 k-코어에 속한 상품들의 공간분산 정도를 공간분산도의 식으로 산정할 수 있다. 이 사례에서 α 와 β 에 각각 상품이 한 개 있는 경우에, 2개 상품에 대한 공간분산도의 최대값인 $\{(1) \times 0 + (1) \times 5\} \div 2 = 2.5$ 가 계산된다. 이와 같이 일정 수준 이상의 k값을 가지는 k-코어에 대한 공간분산도로써 고객들의 빈번한 동시구매 상품들에 대한 공간적 배치를 평가할 수 있을 것이다.



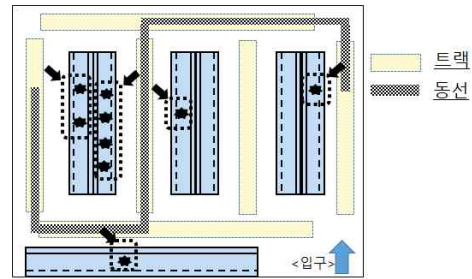
<그림 7> 매장과 판매상품의 공간적 분포 사례

고객의 동선은 구매한 상품종류의 위치를 통해 파악

할 수 있으며, 매장의 입구에 인접한 상품의 위치로부터 매장의 트랙을 따라 구매한 상품의 모든 그룹에 접근할 수 있는 최단경로를 추정할 수 있다. <그림 7>에서 ★로 표시된 k-코어의 동시판매 상품구성에 대한 고객의 동선은 <그림 9>와 같이 추정된다. 일정 수준 이상의 k값을 가지는 k-코어에 대해 고객의 가능한 동선을 파악하고, 여러 k-코어의 동선들이 트랙에 누적되는 정도와 공간상의 분포를 파악함으로써 매장의 전체 동선을 평가할 수 있을 것이다.



<그림 8> 판매상품 그룹의 분산도와 상품종류 수



<그림 9> 고객의 구매상품 종류에 따라 추정한 동선

V. 적용 및 평가

5.1 사회연결망 구성 및 k-코어 분석

소매점의 판매데이터를 대상으로 사회연결망의 구성과 k-코어 분석을 진행하기로 한다. 사례의 소매점은 진주 가호동의 주택가에 위치하는 편의점매장 크기의 평범한 소매 판매점이다. 그리고 실험적 분석대상의 데이터는 해당 소매점에서 2021년 5~6월 동안

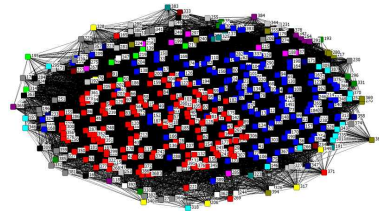
임의의 간헐적인 날짜에 16:00~18:00의 시간대에서 복수 개의 상품이 판매되는 경우를 대상으로 600건에 이르도록 수집한 판매데이터이다. 해당 매장의 배치도(layout)는 <그림 10>과 같으며, 매장의 매대 및 상품종류별로 위치를 확인할 수 있다.



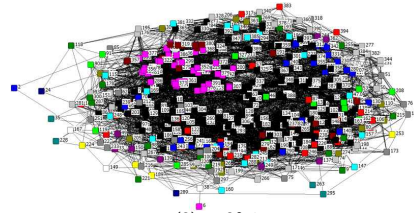
<그림 10> 사례의 소매점 매장 배치도

해당 판매데이터의 판매상품명은 분석목적에 맞도록, 사례의 소매점에서 해당 상품의 매장배치 위치를 의미하는 이름(<그림 10>의 상품별 매대 위치를 표시하는 이름)으로 대체하여 활용하였다. 또한, 분석에 사용한 데이터는 구매고객의 상품선택에 이동이 필요한 경우인 판매 건별 2개 이상의 상품종류를 포함하는 <그림 3>과 같이 구성되는 600건의 판매데이터를 대상으로 하였다.

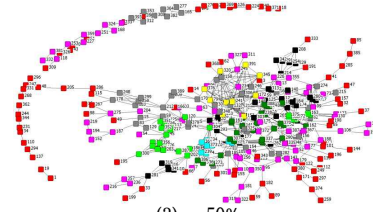
판매 건별로 동시판매 상품종류의 유무로써 '0'과 '1'의 값을 가지는 장바구니 형태의 데이터를 구성하고, 모든 판매 건에 대한 서로 간의 자카드 유사도가



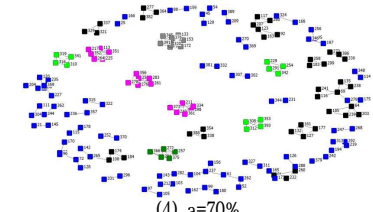
(1) a=10%



(2) a=30%



(3) a=50%



(4) a=70%

<그림 11> 자카드 유사도 최소값(a)에 따른 사회연결망

최소값(a) 이상인 경우의 사회연결망은 <그림 11>과 같이 구성할 수 있다. a값이 증가에 따라 연결관계 밀도가 희박(sparse)해지게 되어 k-코어를 구하기 어려워지므로 적절한 a값의 설정이 필요하며, 본 사례에서는 a=30%를 적용하기로 한다.

5.2 상품배치 및 동선의 평가

자카드 유사도의 최소값 a=30%인 경우, 전체 판매

건수의 25%를 초과하는 상위 6순위까지의 k-코어와 각 k-코어에 해당하는 동시판매 상품구성은 <표 2>와 같이 파악되었다. 여기서 각 k-코어에 해당하는 상품구성에서 판매건수의 15% 미만의 판매상품(47-코어의 경우, 7.05건 미만의 판매상품)은 빈번한 상품구성 확인이라는 분석방향에 벗어나는 것으로 판단하여 제외하였다. <표 2>는 전체 600건의 판매건수에서 164건으로서 27.33%에 해당되며, 상위 6가지 형태의 동시판매 상품구성과 전체 600건과의 비율을 나타낸다. 그중 가장 빈번한 상품구성은 (냉동식품, 과자쿠키파이, 음료(냉장), 사탕초콜릿카라멜캔디)인데, 이는 30% 이상의 자카드 유사도로써 분류한 값이다.

<표 2> 상위 6순위 k-코어와 동시판매 상품종류 구성 (판매건수 164건, 600건 중 27.33%)

순위(k)	동시판매 상품종류 구성	%
1 (47)	냉동식품, 과자쿠키파이, 음료(냉장), 사탕초콜릿카라멜캔디	7.83
2 (27)	가공(냉장)밀키트, 냉동식품, 과자쿠키파이, 유제품	4.50
3 (25)	채소, 고기류, 가공(냉장)밀키트	4.17
4 (23)	가공(냉장)밀키트, 주방용품, 가공(냉장)	3.83
5 (22)	유제품, 빵	3.67
6 (20)	채소, 냉동식품	3.33

상위의 k-코어으로써 식별한 <표 2>의 동시판매 상품구성에 대하여, <그림 10>상의 매장에서 개별 상품의 위치를 <그림 12>와 같이 확인할 수 있다. 이 때 상품의 위치는 해당 매대의 중간 위치로 표시하였다. 그리고 각 상품구성에 대하여 앞서 정한 공간분산도를 산정하면 <표 3>과 같다. <그림 10>의 매장배치에서 2개의 상품이 가지는 최대 공간분산도는 <그림 12>의 (1)에서 각각 α 와 β 에 위치한 경우로서 $\{(1) \times 0 + (1) \times 7\} \div 2 = 3.5$ 로 산정된다.

<표 3>에서 최상위 k-코어를 포함하여 6개의 k-코어 중에서 3개의 경우가 공간분산도가 2미만으로 산정되어, 판매빈도가 높은 동시판매 상품종류가 비교

적 공간적으로 집중되어 배치되어 있는 것으로 평가된다. 그리고 <그림 12>에 나열된 상위 6개의 k-코어 각각에 대하여 해당되는 상품을 서로 점선으로 연결한 후, <그림 13>과 같이 매장 배치도에 누적된 형태로 표시하였다.

<표 3> 상위 6순위 k-코어에 대한 공간분산도 산정

순위(k)	상품종류 수	공간분산도의 계산
1 (47)	4	$\{(1) \times 0 + (1) \times 1 + (1) \times 3 + (1) \times 4\} \div 4 = 1.75$
2 (27)	4	$\{(2) \times 0 + (1) \times 1 + (1) \times 5\} \div 3 = 1.50$
3 (25)	3	$\{(2) \times 0 + (1) \times 7\} \div 3 = 2.33$
4 (23)	3	$\{(1) \times 0 + (1) \times 5 + (1) \times 7\} \div 3 = 4.00$
5 (22)	2	$\{(1) \times 0 + (1) \times 3\} \div 2 = 1.50$
6 (20)	2	$\{(1) \times 0 + (1) \times 5\} \div 2 = 2.50$

<그림 13>은 상위 k-코어의 판매에서 나타나는 고객의 누적 동선을 간접적으로 나타내었다고 할 수 있다. <그림 13>에서는 1개 상품을 제외하고 상위 6개 순위의 k-코어에 해당하는 동시판매 상품그룹이 매장의 대각선 우측 상단에 쏠려 있는 형태로 나타난다.

이상에서 k-코어 결과를 통해 빈번히 판매되는 상품구성을 확인하여 분석한 매장배치 및 고객 동선에 대한 평가는 다음과 같이 요약할 수 있다.

- 빈번한 동시판매 상품구성들이 판매빈도가 높은 상품(냉동식품, 과자쿠키파이, 가공(냉장)밀키트 등)을 공동으로 포함하고 있고, 해당 상품과 인접한 타 상품이 동시에 판매되는 경향이 있다.

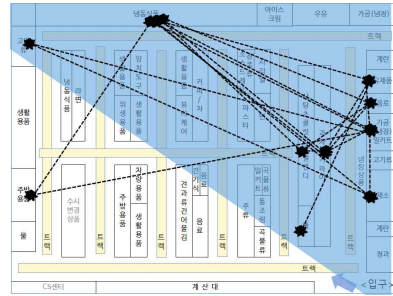
- 판매가 빈번한 상품들이 일부 공간(매장의 우측 상단)에 집중되어 배치되어 있다.

- 동시판매 상품들의 위치로써 구매고객의 동선을 추측하는 경우, 고객의 동선이 매장의 일정 영역(우측 상단)에 쏠릴 가능성이 크다.

빈번한 동시판매 상품들의 매장배치에는 크게 두 가지 방향을 가질 수 있다. 첫 번째는 매장의 일부 영역에 집중배치하는 방향이며, 두 번째는 매장에 적절

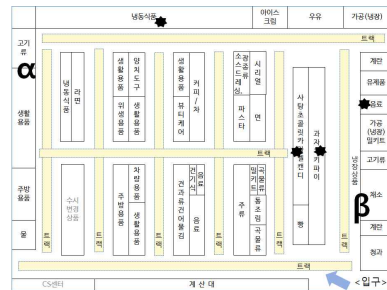
히 분산배치하는 방향이다. 첫 번째 방향은 고객의 구매상품들이 인접한 공간에 위치할 가능성이 크므로 고객 편의성이 증대되는 장점이 있으나, 고객의 체류시간과 충동구매 가능성이 줄어들 단점이 있다. 두 번째 방향은 고객의 구매상품 위치과악에 불편이 있을 가능성이 크지만, 체류시간과 충동구매 가능성이 늘어나는 장점이 있다.

위 두 방향에 비추어 사례의 매장배치는 비교적 집중배치의 방향으로 이루어진 것으로 평가된다. 일부 상품(냉동식품, 고기류, 주방용품 등)에 대해서는 분산배치를 고려한 것으로 보이지만, 판매의 빈도가 높



<그림 13> 매장내 판매상품의 공간적 분포

은 과자류(과자쿠키파이 등)와 냉장식품을 현재의 위



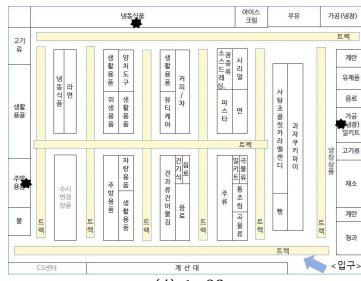
(1) k=47



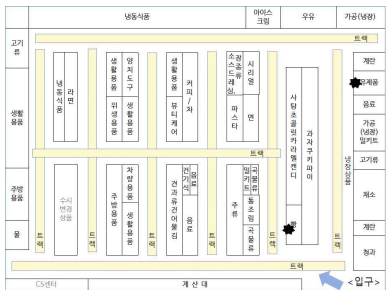
(2) k=27



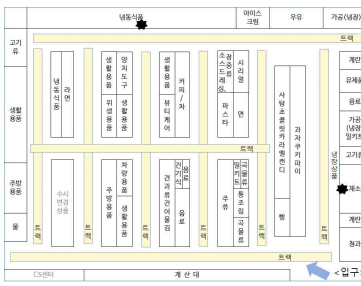
(3) k=25



(4) k=23



(5) k=22



(6) k=20

<그림 12> 상위 k-코어 상품구성의 매장위치(★)

치에서 공간적으로 적절히 분산배치하는 것을 권고할 수 있다.

V. 결론 및 토의

본 논문에서는 사회연결망의 구성과 분석방식을 소매점의 판매데이터 분석에 적용하고, 그 분석결과를 소매점의 매장배치에 활용하는 방안을 사례분석과 함께 정리하였다. 세부적으로는 장바구니 형태의 상품판매 데이터에 대해 사회연결망 서브그룹 분석인 k-코어를 활용하여 상위의 빈번한 동시판매 상품 구성을 파악하였다. 그리고 파악된 상위 상품구성에 대하여 매장배치의 위치를 확인하여 공간분산도를 측정하고 고객의 동선을 파악하였다. 이러한 결과를 통해 상품의 전반적인 매장배치를 평가하였으며, 집중배치와 분산배치의 전형적인 매장배치 방향에 따라 적절한 개선방향을 제시할 수 있었다.

본 논문에서 제시한 분석방식이 가지는 첫 번째 한계점으로는, 사회연결망의 구성에 적용할 자카드 유사도의 적절한 최소값(a)을 제시에 시행착오가 아닌 적절한 기준이 있어야 한다는 것이다. 두 번째로는, 유사도에 따라 선택되는 빈번한 동시판매 상품구성 중에서 일부 판매빈도가 떨어지는 상품의 제거 기준을 명확히 할 필요가 있다. 세 번째로는, 분석데이터 특성과 매장배치 요인인 계절적 효과, 고객특성 등을 고려하는 것이 필요한 것으로 지적할 수 있다.

고객의 구매행위와 관련되는 소매점의 매장배치에 관해서 센서를 통한 고객동선의 분석, 여러 가정조건을 통한 최적화 모형 등을 통한 계량적인 접근이 이루어지고 있다. 본 논문에서는 실제 판매데이터의 사회연결망분석과 분석결과를 통한 상품의 매장배치를 평가하는 방식으로서 기존의 소매점 매장배치에 새로운 분석방법론을 제시하는데 이론적인 측면의 의미가 있다. 데이터 분석의 측면에서 센서를 활용한

동선 데이터 수집의 측면이 본 논문의 분석방식에 보완된다면, 추후 보다 심층적인 데이터 실증적 분석이 가능할 것으로 생각된다.

최근의 빅데이터의 추세와 함께 데이터 확보와 분석 소프트웨어의 보편화가 활발해지고 있으므로, 본 논문의 분석방식은 소매점 상품배치의 개선에 실용적인 응용이 손쉬운 방안이 될 수 있다고 판단된다. 앞에서 지적한 본 논문의 한계점들을 고려하여, 소형소매점뿐만 아니라 여러 형태의 소매점 매장배치 분야에 본 논문의 분석방안을 대안으로 활용할 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

참고문헌

- [1] Mowrey, C.H., Parikh, P.J. and Gue, K.R., "A Model to Optimize Rack Layout in A Retail Store," *European Journal of Operational Research*, Vol. 271, 2018, pp.1100-1112.
- [2] Cordero, M. and Levy, S., "E-commerce Retail Sales Hit \$453.5 Billion in 2017 As Brands Invest in Omnichannel," <http://www.cbre.us/real-estate-services/real-estate-industries/retail-services/research-and-insights/us-marketflash-e-commerce-2017>, 2018.
- [3] Dunne, P.M., Lusch, R.F. and Gable, M., *Retailing*, 2nd Ed., Cincinnati: Ohio: South Western College Pub. 1995.
- [4] 김봉현, "효율적인 상품배치를 위한 경로가중치 데이터분석 시스템설계," *디지털융복합연구*, 제14권, 제10호, 2016, pp.167-172.
- [5] Ballester, N. et al., "Effect of Retail Layout on Traffic Density And Travel Distance," *Proceedings of IIE Annual Conference And Expo*, 2014, pp.798-807.

- [6] Barnes, J., "Class and Committees in a Norwegian Island Parish," *Human Relations*, Vol. 7, 1954, pp.39-58.
- [7] 광기영, 소셜네트워크분석, 청람, 2014.
- [8] 윤한성, "속성유사도에 따른 사회연결망 서브그룹의 군집유효성," *디지털산업정보학회 논문지*, 제17권, 제1호, 2021, pp.75-84.
- [9] Pew Research Center, "Online shopping and E-commerce," <http://www.pewinternet.org/2016/12/19/online-shopping-and-e-commerce/>, 2016.
- [10] Hirpara, S. and Parikh P.J., "Retail Facility Layout Considering Shopper Path," *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 154, 2021, 106919.
- [11] 송용호 · 김태용, "다차원척도법을 이용한 매장 내 제품배치 및 제품분류 합리화에 관한 연구," *광고학연구*, 제20권, 제4호, 2009, pp.59-74.
- [12] 고경완 · 김대철, "DEA모형을 활용한 소매점의 효율성 및 결정요인 분석," *경영과학*, 제31권, 제4호, 2014, pp.135-150.
- [13] 정윤정 · 최일영 · 김재경 · 최주철, "RFM 기반 SOM을 이용한 매장관리전략 도출," *지능정보연구*, 제21권, 제2호, 2015, pp.93-112.
- [14] Sorensen, H., *Inside The Mind of The Shopper: The Science of Retailing*, Wharton School Pub., 2009.
- [15] Yapicioglu, H. and Smith, A.E., "Retail Space Design Considering Revenue And Adjacencies Using A Racetrack Aisle Network," *IIE Transactions*, Vol.44, Issue 6, 2012, pp.446-458.
- [16] Sanoa, N. et al., "Clustering of Customer Chopping Paths in Japanese Grocery Stores," *Procedia Computer Science*, Vol. 96, 2016, pp.1314-1322.
- [17] 김상희 · 메디케사바즈 · 이용한, "유통매장 내 쇼핑 동선 분석을 위한 에이전트 기반 시뮬레이터 개발," *한국전자거래학회지*, 제17권, 제1호, 2012, pp.91-110.
- [18] Pantano, E. et al., "Enhancing Store Layout Decision with Agent-Based Simulations of Consumers' Density," *Expert Systems With Applications*, Vol. 182, 2021, 115231.
- [19] Chang, Victor, "A Proposed Social Network Analysis Platform for Big Data Analytics," *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 130, 2018, pp.57-68.
- [20] 조운호 · 방정혜, "신상품추천을 위한 사회연결망 분석의 활용," *지능정보연구*, 제15권, 제4호, 2009, pp.183-200.
- [21] 최슬비 · 광기영 · 안현철, "사용자 간 신뢰관계 네트워크 분석을 활용한 협업 필터링 알고리즘의 예측 정확도 개선," *지능정보연구*, 제22권, 제3호, 2016, pp.113-127.
- [22] 광기영 · 김창식 · 김태경, "사회적 네트워크가 성과에 미치는 영향," *디지털산업정보학회 논문지*, 제14권, 제2호, 2018, pp.133-141.
- [23] Borgatti, S.P., Everett, M.G. and Johnson, J.C., *Analyzing Social Network*, Thousand Oaks, California: Sage Publication Inc., 2013.
- [24] Alberto, M. et al., "Distributed k-Core Decomposition," *IEEE Transactions on Parallel & Distributed Systems*, Vol. 24, No. 2, 2013, pp.288-300.
- [25] Mohammed, A.A., Kasturi, D. and Sri, D.R., "Identification of Influential Spreaders in Online Social Networks Using Interaction Weighted K-core Decomposition Method," *Physica A*, Vol. No. 468, 2017, pp.278-288.
- [26] Hidayet, A. et al., "Efficient Community Identification and Maintenance at Multiple

- Resolutions on Distributed Datastores,” Data & Knowledge Engineering, Vol. 100, 2015, pp.133-147.
- [27] Wang, J.C. and Chiu, C.C., “Recommending Trusted Online Auction Sellers Using Social Network Analysis,” Expert Systems with Applications, Vol. 34, 2008, pp.1666-1679.
- [28] Lawrence, R.D. et al., “Personalization of Supermarket Product Recommendation,” Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 5, No. 1-2, 2001, pp.11-32.

■ 저자소개 ■



윤한성
Yoon, Han Seon

2001년 3월~현재
경상대학교 경영대학 교수
1998년 8월 한국과학기술원 테크노경영대학원
(공학박사)
1987년 8월 한국과학기술원 산업공학과
(공학석사)
1985년 2월 서울대학교 산업공학과(공학사)

관심분야 : e비즈니스, SCM, 데이터분석 등
E-mail : hsyun@gnu.ac.kr

논문접수일 : 2021년 10월 12일
수정일 : 2021년 10월 21일
게재확정일 : 2021년 11월 30일