



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

의류학박사 학위논문

패션 이미지 데이터마이닝을 통한  
트렌드 정보 확산과 활용에 관한 연구

2023년 08월

서울대학교 대학원

의류학과

최우진

패션 이미지 데이터마이닝을 통한  
트렌드 정보 확산과 활용에 관한 연구

지도교수 이 유 리

이 논문을 의류학박사 학위논문으로 제출함  
2023 년 05 월

서울대학교 대학원  
의류학과  
최 우 진

최우진의 의류학박사 학위논문을 인준함  
2023 년 06 월

위 원 장 \_\_\_\_\_ (인)

부위원장 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ (인)

## 초 록

세계적인 4 대 패션 위크는 실제 판매 시기보다 6 개월 가량 먼저 진행되는 중요한 행사로, 런웨이 패션쇼는 패션 브랜드의 상품 기획 과정에서 중요한 트렌드 정보원이다. 2010 년 초반까지만 해도 4 대 패션 위크, 대규모의 국제 전시회에 직접 참여하는 것이 최신 패션 트렌드 정보를 가장 빠르게 접하는 방법이었다. 하지만 인터넷 기술이 발달하고 소셜미디어가 보편화되면서, 누구나 온라인상에서 새로운 패션 정보를 실시간으로 접할 수 있게 되었다. 과거에는 제한된 관객만을 대상으로 진행되던 런웨이 쇼도 소셜미디어 라이브 스트리밍(live streaming)을 통해 누구나 시청할 수 있게 되었다. 나아가 온라인상에서는 다양한 정보 원천(source)을 통해 패션 정보가 생산되며 퍼져나가고 있다. 특히 패션 인플루언서와 같은 새로운 정보 원천이 등장하였는데, 이들은 인스타그램과 같은 소셜미디어에서 의견 선도자(opinion leader)로서 정보 확산에 중요한 역할을 하고 있다. 이처럼 정보 확산 방식이 변화함에 따라 패션 트렌드 정보의 확산에도 변화가 생겼을 것이라 생각된다.

한편 정보의 사회적 전염은 발생된 정보가 사회 네트워크를 통해 대규모로 빠르게 확산되는 현상을 의미한다. 정보 확산이 성공적으로 이루어지기 위해서는 사회 네트워크를 이루는 구성원들 간의 상호작용과 정보를 수용하는 개인이 정보에 노출되는 빈도수가 중요하다. 또한 사회적 네트워크에서 정보 확산의 결과가 성공적으로 이루어지기 위해서는 정보 확산 초기에 정보를 수용하는 사람들의 역할이 매우 중요하다. 정보 확산 초기의 정보 수용자들이 다른 사람과 연결이 많은 사람이거나, 이들간의 관계가 서로 긴밀하게 연결되어 있으면 정보의 확산은 성공적으로 이루어질

수 있다는 것이다. 정보 확산 방식이 변한 상황에서, 본 연구는 패션 트렌드 정보가 확산되고 이를 활용하는 과정에 생긴 변화에 주목하였다.

이에 본 연구는 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드를 반영하는 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 데이터 사이의 관계를 분석함으로써 패션 트렌드 확산과 활용 방식에 관해 연구하였다. 먼저 연구 1 은 패션 트렌드 정보의 확산을 이미지 데이터에 기반하여 정량적으로 연구하였다. 이를 위해 연구 대상에 해당하는 데이터인 2022 년 F/W 시즌 런웨이 컬렉션 이미지, 패션 인플루언서의 착장 이미지, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 이미지를 수집하고, 비정형 이미지 데이터를 정형화된 메타데이터(metadata)로 변환하여 연구에 사용하였다.

연구 1 을 통해 2022 년 F/W 시즌 런웨이 데이터와 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 데이터에 나타난 속성값의 빈도와 각각의 데이터 내에서 차지하는 비중을 도출하였다. 그 결과 런웨이 데이터와 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 데이터에 등장한 아이템 속성값들의 비중(%)에는 유의한 차이가 존재하였다. 이 차이를 구체적으로 알아보기 위해 각각의 데이터에 등장한 아이템 속성값의 출현 빈도로 MAE 값을 도출하여 데이터 간 유사성을 살펴보고, 아이템 속성값의 경우 베스트 셀링 데이터는 런웨이 컬렉션보다 인플루언서의 착장과 더 유사함을 알 수 있었다.

또한 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터에 등장한 아우터의 실루엣 속성값들에 대한 연관규칙 분석을 통해 세 개의 데이터 사이에 실루엣 특성의 연관성이 발견되는지 분석하였다. 그 결과, 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터에서 5 개의 공통된 연관규칙이 도출되었다. 이는 세 개의 데이터에서 실루엣 속성의

유사성을 보여주는 결과이다. 한편, 아우터의 디테일 속성값들에 대해 연관규칙을 도출한 결과, 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터에서 각각 도출한 디테일 속성값의 연관규칙 사이에는 공통된 연관규칙이 발견되지 않았다.

마지막으로 패션 인플루언서가 대중적인 패션 트렌드 형성에 미치는 영향력을 분석한 결과 부상성이 보이는 아이템(e.g., 블루중, 바시티재킷, 더플코트)의 경우 패션 인플루언서들이 트렌드를 주도하고 있음을 확인하였다. 특히 바시티재킷과 더플코트의 경우 남성복 컬렉션에서 두드러진 트렌드 아이템이었다. 이를 통해 패션 인플루언서들이 런웨이 컬렉션에 나타나는 트렌드를 어떻게 수용해서 재해석하는지가 대중적인 패션 트렌드 형성에 영향을 미친다는 점을 확인할 수 있었다.

이어서 연구 2 에서 패션 트렌드 정보의 활용 방식을 규명하기 위해 패션 업계에 종사한 기간이 5 년 이상인 패션 MD 를 대상으로 심층 면접을 수행하였다. 연구 2 의 결과 패션 상품 기획에 반영되는 패션 트렌드 정보는 독립적이지 않고 상호 연관성을 가지며 패션 상품 기획에 반영되고 있었다. 먼저, 런웨이 컬렉션 전반에 나타나는 실루엣 트렌드는 런웨이 컬렉션에 등장하는 아이템 종류가 아니더라도 국내 패션 브랜드의 상품 전반에 걸쳐 반영되었다. 또한 패션 브랜드에서 시즌 신제품을 출시할 때에는 전체 착장을 제안하게 되는데, 런웨이에 나타난 주요 트렌드들을 모두 반영하는 것이 아니라 선별적으로 반영하며, 전체 착장을 제안하는 과정에서 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 다른 방향으로 제품을 기획하여 출시하기도 했다. 나아가 소셜미디어 인플루언서는 새로운 패션 트렌드 정보를 제공하는 역할을 하기보다 패션 트렌드 정보를 대중 소비자에게 확산시키고 구매를 유도하는 정보 확산의 매개체 역할로 인식되고 있었다.

특히 대중 소비자들이 쉽게 시도하지 못하는 어려운 상품들, 혹은 새로운 트렌드가 반영된 상품들이 인플루언서를 통해 대중소비자에게 수용되었다.

결론적으로 사회적 전염 이론이 패션 트렌드가 확산되고 대중이 수용하는 현상에도 적용됨을 확인하였다. 일부 아이템들은 대중 소비자들이 주도적으로 트렌드를 이끌고 형성한다는 것을 확인하였다. 사회적 전염 이론에서는 정보에 노출되는 빈도가 정보의 성공적인 확산에 영향을 미치는데, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 소비자들에게 중요한 패션 트렌드 정보 원천 역할을 하기 때문에 베스트 아이템에 높은 비중으로 출현하는 것이 대중 대중적인 패션 트렌드를 이끌었을 것이다. 동시에 본 연구에서도 패션 인플루언서가 패션 트렌드가 대중적으로 확산되는 과정에 영향을 미친다는 것을 확인하였다. 2022 년 F/W 시즌 부상성이 보인 아이템들이 패션 인플루언서의 영향으로 대중 소비자에게 확산되는 점은 사회적 전염 이론에서 초기 정보 수용자들의 중요성을 설명한 것과 같은 맥락에 있다고 볼 수 있다.

나아가 본 연구를 통해 패션 트렌드 정보의 선별적 사용이 중요함을 확인하였다. 런웨이 컬렉션에 나타나는 모든 트렌드 정보가 중요한 것은 아니지만, 실루엣 속성과 같이 의복의 전체적인 형태에 관련한 정보는 여전히 중요성을 가지고 있었는데, 이를 통해 대중 브랜드에서 상품 기획을 할 때 트렌드 정보를 차별적으로 사용해야 한다는 것을 알 수 있다. 매 시즌 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 디자인 트렌드와 아이템이 선별적으로 패션 인플루언서와 대중 패션에도 반영되고 있다. 그렇지만 대중 소비자 집단 내에서 특히 큰 파장을 불러일으켜 비교적 긴 기간동안 트렌드로 지속되는 패션 아이템과 디자인 속성 또한 존재한다. 그렇기 때문에 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드를

기준으로 국내 패션 인플루언서와 베스트 아이템을 해석하는 것에 주의를 기울여야 함을 알 수 있다.

포스트 모더니즘 시대에 접어들며 다양한 트렌드가 공존하게 되면서 거시적인 시각에서 패션 트렌드의 확산에 관한 분석 연구는 드문 실정이었다. 이에 본 연구는 현대 사회에서 패션 트렌드가 대중소비자에게 확산되는 현상을 거시적인 관점에서 연구하여 패션 트렌드 확산에 관한 연구를 현대 사회에 맞게 재정비하였다는 점에서 학술적 의의를 가진다. 나아가 본 연구는 패션 트렌드에 관한 연구를 수행함에 있어 전문가들과 패션 리더 집단에서 나타나는 패션에만 초점을 맞추지 않고, 대중적인 패션 트렌드까지 포괄적으로 연구를 진행하였다는 점에서 기존 연구들과 차별점을 가진다. 패션 산업의 성패를 좌우하는 것은 특정 시기에 대다수의 사람들에게 채택되는 패션 상품을 판매하는 것이기 때문에 실제 대중 소비자들의 구매 행동이 반영된 베스트 아이템 데이터를 살펴보는 것은 기업 실무자들에게 패션 트렌드 정보를 활용할 수 있는 실질적인 방안을 제공할 수 있다는 점에서 의의를 가질 것이다.

**주요어** : 데이터마이닝, 패션 트렌드, 패션 트렌드 확산, 패션 트렌드 활용, 패션 이미지 분석.

**학 번** : 2020-36793



# 목 차

제 1 장 서 론.....	1
제 1 절 연구의 필요성 및 의의.....	1
제 2 절 연구의 구성.....	7
제 2 장 이론적 배경.....	10
제 1 절 국내 의류 시장의 주요 변화.....	10
1. 제 4 차 산업 혁명과 패션 산업의 변화.....	10
2. 코로나 19 팬데믹으로 인한 패션 산업의 변화.....	14
제 2 절 유행 전파와 정보 확산 이론.....	17
1. 유행 전파 이론.....	17
2. 현대사회와 정보 확산 이론.....	19
제 3 절 패션 트렌드와 패션 상품 기획.....	32
1. 패션 트렌드의 개념.....	32
2. 패션 상품 기획에 있어 패션 트렌드 정보의 중요성.....	34
3. 패션 트렌드 분석에 관한 선행 연구.....	36
4. 런웨이 컬렉션과 패션 트렌드.....	41

5. 온라인 플랫폼 인기 상품(best item)과 패션 트렌드 .....	44
<b>제 4 절 패션 산업에서의 인공지능과 빅데이터 활용.....</b>	<b>51</b>
1. 인공지능 기술과 빅데이터의 개념.....	51
2. 패션 산업에서의 빅데이터 활용.....	53
3. 빅데이터 분석에 기반한 패션 분야 연구.....	56
<b>제 3 장 연구 1: 패션 트렌드 정보 확산과 활용에 관한 데이터 분석.....</b>	<b>59</b>
<b>제 1 절 연구문제 .....</b>	<b>59</b>
<b>제 2 절 연구절차 및 방법.....</b>	<b>61</b>
1. 연구 절차 .....	61
2. 연구 방법 .....	73
<b>제 3 절 연구결과 .....</b>	<b>75</b>
1. 수집한 데이터에 대한 탐색적 분석.....	75
2. 아이템 속성값을 통한 패션 아이템 트렌드의 확산 분석.....	79
3. 실루엣/디테일 속성값을 통한 실루엣/디테일 트렌드의 확산 분석... .....	100
4. 패션 인플루언서의 착장이 베스트 아이템 형성에 미치는 영향력 분석 .....	120



제 5 장 결 론.....	164
제 1 절 논의.....	164
제 2 절 연구의 시사점.....	171
1. 학문적 시사점 .....	171
2. 실무적 시사점 .....	174
제 3 절 연구의 한계점 및 후속 연구를 위한 제언.....	178
참고 문헌.....	181
【국외 문헌 및 자료】 .....	181
【국내 문헌 및 자료】 .....	202
부 록 .....	217

## 그림 목차

[그림 01] 연구의 개요.....	9
[그림 02] 에디티드(좌)와 렛뷰(우) 빅데이터 분석 예시.....	13
[그림 03] ROGERS의 혁신 확산 이론.....	26
[그림 04] 사회적 전염 효과.....	29
[그림 05] 패션 브랜드의 시장 세분화.....	42
[그림 06] 빅데이터를 설명하는 3V와 5V.....	52
[그림 07] 전 세계 빅데이터 시장 규모.....	54
[그림 08] 연구 1의 절차.....	61
[그림 09] 연구 1에 사용되는 데이터의 생성 시기.....	62
[그림 10] 패션 말뭉치 사전의 의류 속성과 속성값 예시.....	69
[그림 11] 데이터마이닝의 지식 발견 프로세스.....	74
[그림 12] 데이터에 따른 아이템 속성값 출현 비중.....	82
[그림 13] 베스트 아이템의 점퍼 하위 속성값 출현 비중 변화 추이.....	90
[그림 14] 2022 F/W 재킷 하위 속성값 출현 비중.....	92
[그림 15] 여성복 컬렉션에 등장한 트위드재킷 이미지 예시.....	94
[그림 16] 베스트 아이템의 코트 하위 속성값 출현 비중 변화 추이.....	95
[그림 17] 2022 F/W 코트류 출현 비중.....	96
[그림 18] 2022 F/W 바시티재킷, 더플코트, 블루종 출현 비중.....	97
[그림 19] 남성복 컬렉션에 등장한 바시티재킷 이미지 예시.....	99
[그림 20] 남성복 컬렉션에 등장한 더플코트 이미지 예시.....	99
[그림 21] {(드롭숄더, 스트레이트), (오버사이즈)} 이미지 예시.....	111
[그림 22] {(스트레이트, 미디), (오버사이즈)} 이미지 예시.....	112

[그림 23] {(노치드라펠, 스트레이트), (스트레이트숄더)} 이미지 예시..	114
[그림 24] {(숏, 스트레이트), (레귤러)} 이미지 예시 .....	116
[그림 25] 숏 페딩 출현 비중 변화 추이.....	122
[그림 26] 발마칸코트 출현 비중 변화 추이 .....	122
[그림 27] 트위드재킷 출현 비중 변화 추이 .....	124
[그림 28] 패션 인플루언서 착장과 베스트 아이템에 등장한 트위드재킷 예시 이미지.....	125
[그림 29] 블루중 출현 비중 변화 추이.....	126
[그림 30] 바시티재킷 출현 비중 변화 추이 .....	127
[그림 31] 패션 인플루언서 착장과 베스트 아이템에 등장한 바시티재킷 예시 이미지.....	128
[그림 32] 더플코트 출현 비중 변화 추이.....	129

## 표 목차

[표 01] 패션 트렌드 분석에 대한 계량적 연구 .....	37
[표 02] 연구 1에서 수집한 데이터에 관한 정보 .....	62
[표 03] 선정된 런웨이 컬렉션 브랜드 리스트 및 수집한 이미지의 수.....	64
[표 04] 선정된 패션 인플루언서 계정에 관한 정보 및 게시물 수집 건 수.	66
[표 05] 아우터의 메타데이터화 예시.....	71
[표 06] 런웨이 컬렉션에 나타난 아이템 구성.....	77
[표 07] 패션 인플루언서 착장에 나타난 아이템 구성 .....	77
[표 08] 베스트 아이템 데이터에 나타난 아이템 구성 .....	78
[표 09] 아이템별 하위 속성값의 개수 .....	78
[표 10] 아우터 하위 속성값 출현 비중 .....	81
[표 11] 2022 F/W 코트 하위 속성값 출현 비중 .....	84
[표 12] 2022 F/W 재킷 하위 속성값 출현 비중 .....	85
[표 13] 2022 F/W 점퍼 하위 속성값 출현 비중 .....	86
[표 14] 2020, 2021, 2022 F/W 베스트 아이템 속성값 출현 비중.....	88
[표 15] 런웨이 데이터 실루엣 연관분석에 투입된 속성값의 특성.....	102
[표 16] 인플루언서 데이터 실루엣 연관분석에 투입된 속성값의 특성 ....	102
[표 17] 베스트 아이템 데이터 실루엣 연관분석에 투입된 속성값의 특성	103
[표 18] 실루엣 속성값 출현 빈도 .....	104
[표 19] 런웨이 데이터의 실루엣 속성값에서 도출된 연관규칙.....	106
[표 20] 인플루언서 데이터의 실루엣 속성값에서 도출된 연관규칙 .....	107
[표 21] 베스트 아이템 데이터의 실루엣 속성값에서 도출된 연관규칙 ....	108
[표 22] 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터의 실루	

옛 속성값에서 공통적으로 도출된 연관규칙 .....	109
[표 23] 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장 데이터의 실루엣 속성값에서 공통적으로 도출된 연관규칙 .....	109
[표 24] 디테일 속성값 출현 빈도 .....	117
[표 25] 런웨이 데이터의 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙.....	117
[표 26] 인플루언서 데이터의 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙 .....	118
[표 27] 베스트 아이템 데이터의 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙 ....	118
[표 28] 패션 인플루언서와 베스트 아이템 데이터의 디테일 속성값에서 공통 적으로 도출된 연관규칙 .....	119
[표 29] 월(MONTH)마다 등장한 아우터의 개수.....	121
[표 30] 심층 면접 대상자 정보.....	142
[표 31] 심층 면접에 사용된 반구조화된 질문지 .....	143

# 제 1장 서 론

## 제 1절 연구의 필요성 및 의의

정보 통신 기술의 발전은 정보가 일반 대중들에게 퍼져나가는 방식을 바꾸었고, 이에 따라 패션 산업 전반에도 변화를 가져왔다 (Pinchera & Rinallo, 2021). 이에 본 연구는 현대 사회의 정보 확산 방식의 변화에 따라 패션 트렌드 정보의 확산과 그 활용 방식이 어떻게 변화하는가에 초점을 맞추었다.

정보 통신 기술 (Information and Communication Technology; ICT)의 발달로 인공지능(Artificial Intelligence, AI), 빅데이터(big data), 사물인터넷(Internet of Things; IoT), 4G·5G와 같은 고속 네트워크 등의 요소 기술이 산업에 적용되어 새로운 비즈니스 기회를 창출하고 있다 (김하연 외., 2022). 이에 패션 산업도 빅데이터와 인공지능 요소 기술을 적용한 변화가 시작되었다. 이제 사람들은 온라인상에서 소셜미디어, 증강현실(AR) 기술 등으로 촘촘하게 연결되어 있는 초연결 사회(hyper-connected society)에 살아가게 되었다. 뿐만 아니라 최근 코로나 19 팬데믹으로 인해 사람들은 비대면 문화에 익숙해졌고, 이는 온라인 쇼핑의 성장을 가속화시켰다. 이에 따라 온라인 상에 축적되는 비정형 데이터의 양도 기하급수적으로 증가하게 되었다. 동시에 인공지능 기술의 발전은 온라인 상에 존재하는 방대한 양의 데이터를 수집하고 분석할 수 있는 틀을 제공하고 있다. 그 결과 패션 기업을 비롯한 다양한 산업군에서 데이터를 이해하고 활용하는 것의 중요성이 강조되고 있다.

현재 회자되고 있는 4차 산업혁명이 ‘데이터에 기반한 융합’으로 정의될 정도로 산업에서 데이터 활용의 중요성이 강조되고 있다 (이운경, 2017; Klingenberg et al., 2021). 패션 산업에서도 빅데이터 분석을 통한 패션 시장에 대한 통찰력을 기반으로 대중소비자의 니즈를 즉각적으로 충족시키는 상품을 기획하여 생산하는 것이 중요해졌다. 패션 관련 온라인 거래가 급속도로 증가하고, 기업과 소비자 모두 온라인상에서의 활동이 증가하면서 하이엔드 패션 브랜드가 매 시즌 공개하는 런웨이 컬렉션 데이터, 사용자들이 소셜미디어에 업로드하는 데이터, 온라인 플랫폼과 쇼핑몰의 패션 상품 데이터 등 많은 양의 데이터가 온라인상에 생성되고 있다 (Gu et al., 2020).

특히 패션 산업에서 패션 트렌드 정보는 패션 상품의 기획 방향을 결정짓는 중요한 요소이다. 패션 산업은 트렌드가 주도적으로 산업을 이끌며, 다른 어떤 산업보다 상품 수명의 주기가 짧음에도 불구하고 디자이너의 직관(intuition)을 통해 의사결정이 이루어져 왔다 (Dubreuil & Lu, 2020; Lin & Yang, 2019; Takagi et al., 2017). 하지만 소비자들의 욕구가 다양해지고 패션 상품의 수명 주기가 더욱 짧아지는 상황 속에서 디자이너의 직관에만 의존하는 것은 비즈니스상에서 리스크가 클 수 밖에 없다 (Dubreuil & Lu, 2020; Israeli & Jill, 2018). 패션 트렌드 정보를 분석하고 앞으로의 패션 트렌드와 패션 상품의 수요를 예측하는 것은 어렵지만 매우 중요한 일이기 에 패션 분야에서는 인간의 직관이 아닌 데이터에 기반하여 패션 트렌드를 분석하고 산업에 적용하려는 노력을 계속해서 하고 있다.

세계적인 4대 패션 위크의 런웨이 쇼는 실제 판매 시기보다 6개월 가량 먼저 진행되는 패션 산업의 중요한 행사로, 런웨이 패션쇼는 대중적인 브랜드(mass brand)의 패션 상품 기획 과정에서 중요하게 여겨지는 패션 트렌드 정보이다 (전혜정 & 하지수, 2007). 2010년 초반까지만 해도 뉴욕,

런던, 밀라노, 파리에서 개최되는 4대 패션 위크(fashion week)의 런웨이 쇼, 대규모의 국제 전시회에 직접 참여하는 것이 최신 패션 트렌드 정보를 가장 빠르게 접하는 방법이었다 (김성은, 2018; Pinchera & Rinallo, 2021). 하지만 인터넷과 모바일 기술이 발달하고 소셜미디어의 보편화와 함께 비대면 문화가 자리잡으면서, 이제는 누구나 온라인상에서 새로운 패션 정보를 실시간으로, 빠르게 접할 수 있게 되었다. 과거에는 제한된 관객만을 대상으로 진행되던 4대 패션위크 런웨이 쇼도 인스타그램(Instagram)과 유튜브(Youtube) 라이브 스트리밍(live streaming)을 통해 실시간으로 시청할 수 있게 된 것이다 (Dolan, 2022; Pinchera & Rinallo, 2021). 나아가 런웨이 컬렉션 정보를 비롯한 전 세계 패션 정보는 온라인상에서 빠르게 확산되며, 다양한 정보 원천(source)을 통해 재생산되며 퍼져나가고 있다 (방영덕, 2022).

또한 소셜미디어 플랫폼을 기반으로한 인플루언서와 같은 새로운 정보원이 생겨났고, 이들 또한 대중 소비자들의 의견 형성에 큰 영향력을 발휘하게 되었다. 즉 소셜미디어 상에서 정보 확산에 중요한 역할을 하는 메가인플루언서(mega influencer), 마이크로 인플루언서(micro influencer) 등의 새로운 정보 원천이 등장하였는데, 이들은 인스타그램과 유튜브와 같은 소셜미디어 플랫폼에서 팔로워(follower)를 끌어모으며 의견 선도자(opinion leader)나 트렌드 형성자(trend setter)로서 중요한 역할을 하고 있다. 이제 대중 소비자들은 패션 정보를 접하는 데 있어 더 이상 시간과 공간의 제약을 받지 않게 되었다. 정보 통신 기술의 발전으로 패션 산업에 참여하는 모든 주체들이 온라인상에서 서로 커뮤니케이션을 할 수 있는 환경이 만들어졌고, 다양한 정보가 동시 다발적으로 빠르게 확산되며, 누구나 다양한 정보를 생성하고 공유할 수 있는 시스템이 구축되었다 (Frey & Osborne, 2016). 따라서 현대 사회의 정보 확산 방식이 변화함에 따라 패

션 트렌드 정보가 확산되고 패션 MD들이 트렌드 정보를 활용하는 과정에도 변화가 생겼을 것이라 생각된다.

포스트 모더니즘의 영향으로 현대 사회는 다양한 트렌드가 공존하며 소비자들이 그들의 취향에 따라 패션 제품을 소비한다고 하지만, 특정 시기에 대중 소비자들 사이에서 지배적인 패션 트렌드는 여전히 존재한다. 이에 본 연구에서는 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 대중적인 패션 트렌드의 관계성을 연구함으로써 현대 사회의 패션 트렌드 확산에 관해 이해하고자 하였다. 나아가 패션 MD들이 트렌드 정보를 활용하는 과정과 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드가 대중적인 패션 트렌드로 확산되는 과정에 나타나는 패션 인플루언서의 영향력을 통합적으로 살펴보고자 하였다.

이를 위해 본 연구는 연구 1에서는 이미지 데이터에 기반한 정량적 연구를, 연구 2에서는 심층 면접을 통한 정성적 연구를 수행하였다. 연구 1에서는 인공지능 기술의 발전과 함께 주목받고 있는 데이터마이닝(data-mining) 연구 방법을 사용하여 런웨이 컬렉션을 통해 나타나는 패션 트렌드 정보가 대중적인 패션 트렌드로 확산되는 방식을 분석하고자 한다. 구체적으로 2022년 F/W 시즌의 런웨이 컬렉션 이미지, 패션 인플루언서들의 착장 이미지, 그리고 대중적인 패션 트렌드를 반영하는 온라인 플랫폼의 베스트 아이템 이미지를 기반으로 런웨이 컬렉션과 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성을 아이템, 실루엣, 디테일 속성을 중심으로 살펴보고자 한다. 나아가 패션 인플루언서들이 대중적인 패션 트렌드에 미치는 영향을 살펴보고자 한다. 한정적인 패션 트렌드 정보가 상위 계층에서 하위 계층으로 탑다운(top-down) 형태로 전과되던 과거와 달리, 현대 사회는 정보 통신 기술의 발전으로 정보 확산의 속도가 빨라졌고, 정보의 양이 많아지게 되었으며, 정보 원천 또한 다양해졌기 때문에 패션 트렌드 확산 방식에도 변화가 생겼을 것이라 생각된다. 동시에 현대 사회에서는 패션 인플루언서와 같이

패션 트렌드 확산과 수용에 영향을 미치는 새로운 정보 원천이 등장하였으며, 이들이 패션 트렌드 정보를 확산시키고 대중적인 패션 트렌드를 형성하는 데에 미치는 영향력이 중요할 것이라 생각한다.

나아가 연구 2에서는 패션 MD들이 패션 상품 기획에 활용하는 트렌드 정보 원천(source)의 유형을 탐색적으로 파악하고, 패션 트렌드 정보 원천들 사이의 관계를 규명함으로써 패션 트렌드 정보의 확산에 관해 깊이 있는 논의를 하고자 하였다. 패션 MD들은 다양한 패션 트렌드 정보를 참고하고, 이를 패션 상품에 반영해 패션 시장에 출시한다. 그렇기 때문에 런웨이 컬렉션에 나타난 패션 트렌드와 대중적인 패션 트렌드의 관계, 그리고 패션 인플루언서가 대중 패션 트렌드에 미치는 영향력을 연구하는 데 있어 패션 MD들이 패션 상품을 기획할 때 트렌드 정보를 활용하는 방식을 알아보는 것이 보다 깊은 이해를 가능하게 해 줄 것이라 생각하였다. 특히 상품 기획이 과거와 달리 1년에 2번~4번 이상 이루어지면서 패션 기업에서 MD들이 차기 시즌의 트렌드와 수요를 예측할 때 사용하는 트렌드 정보 원천과 중요도에도 변화가 생겼을 것이며, 패션 MD들이 패션 트렌드 정보를 활용하는 방식에도 영향을 미쳤을 것이라 예상된다.

이에 본 연구는 다음과 같은 의의를 가진다. 첫째, 포스트 모더니즘 시대에 접어들며 다양한 트렌드가 공존하게 되면서 거시적인 시각에서 패션 트렌드의 확산에 관한 분석 연구는 드문 실정이었다. 이에 본 연구는 현대 사회에서 패션 트렌드가 대중소비자에게 확산되는 현상을 거시적인 관점에서 연구하여 패션 트렌드 확산에 관한 연구를 현대 사회에 맞게 재정비하였다는 점에서 학술적 의의를 가진다. 나아가 본 연구는 패션 트렌드에 관한 연구를 수행함에 있어 전문가들과 패션 리더 집단에서 나타나는 패션에만 초점을 맞추지 않고, 대중적인 패션 트렌드까지 포괄적으로 연구를 진행하였다는 점에서 기존 연구들과 차별점을 가진다. 패션 산업의 성패를 좌우하

는 것은 특정 시기에 대다수의 사람들에게 채택되는 패션 상품을 판매하는 것이기 때문에 실제 대중 소비자들의 구매 행동이 반영된 베스트 아이템 데이터를 살펴보는 것은 기업 실무자들에게 패션 트렌드 정보를 활용할 수 있는 실질적인 방안을 제공할 수 있다는 점에서 의의를 가질 것이다.

둘째, 패션 트렌드의 확산과 활용을 연구함에 있어 현대 사회의 정보 확산에 중요한 역할을 하는 인플루언서의 영향력을 검증하였다는 점에서 학술적, 실무적 의의를 가진다. 본 연구를 통해 패션 인플루언서가 소비자의 의사 결정에 영향력을 미친다는 기존의 연구를 고찰하고, 실제 패션 인플루언서 착장 이미지를 기반으로 패션 인플루언서의 착장이 대중적인 패션 트렌드에 미치는 영향력을 확인하였다. 나아가 본 연구는 패션 인플루언서가 대중들에게 영향을 크게 미치는 시기를 밝힘으로써 패션 기업이 인플루언서 마케팅을 효과적으로 시행 할 수 있는 방안을 제시할 수 있을 것이라 기대한다.

마지막으로 본 연구에서는 패션 이미지를 텍스트 형태의 메타데이터로 변환하여 패션 트렌드의 확산을 연구하였다. 그렇기 때문에 방법론적인 측면에서 패션 트렌드의 확산과 활용을 정량적으로 분석하였다는 점에 의의가 있다. 의류학 분야 연구에 컴퓨터 공학 분야에서 주로 사용하던 데이터 분석 방법을 도입하여 연구의 범위가 확장되고 있는데, 이에 본 연구에서는 패션 트렌드의 확산과 활용에 관한 연구를 위해 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터를 각각 수집하여, 데이터마이닝 방법론을 적용하여 패션 트렌드 확산과 수용에 관해 분석하였다. 패션 트렌드에 양적으로 접근하여 연구자의 주관을 배제하고 보다 객관적인 결과를 도출할 수 있었으며, 나아가 현업 패션 MD와의 심층 면접을 통하여 패션 상품 기획에 활용되는 패션 트렌드 정보에 관한 의견을 도출하여, 양적 연구 결과에 대한 근거를 제공하며 타당성을 높였다.

## 제 2절 연구의 구성

간략한 본 연구의 구성은 다음과 같다.

제 1장 서론에서는 현대 사회에 접어들며 정보 확산 방식이 변화하게 된 배경에 대하여 설명하였다. 이를 바탕으로 현대 사회의 패션 트렌드 확산과 활용 방식을 연구하고자 하는 본 연구의 배경을 설명하고 연구의 필요성과 의의를 밝혔으며, 전반적인 연구의 흐름을 제시하였다.

제 2장은 이론적 배경으로 4차 산업 혁명과 코로나 19 팬데믹을 거치며 패션 산업이 겪은 변화에 관해 살펴보았다. 특히 정보 통신 기술의 발달과 데이터 활용의 중요성에 대해 설명하며 패션 산업이 마주한 변화들에 대해 설명하였다. 이어서 제 2절에서는 전통적인 유행 확산 이론과 현대 사회의 정보 확산 이론을 고찰하였다. 현대 사회에서 정보가 확산되는 방식을 혁신 확산 이론(Diffusion of Innovation theory)과 사회적 전염 이론(Social contagion theory)을 중심으로 살펴보고 현대 사회의 정보 확산에 대한 이해를 도모하였다. 제 3절에서는 패션 트렌드의 개념과 중요성에 관해 서술하였다. 구체적으로 상품 기획 과정에서 패션 트렌드가 가지는 중요성을 살펴보고, 패션 트렌드 분석과 관련한 선행 연구의 동향을 살펴보았다. 마지막으로 제 4절에는 빅데이터와 인공지능 기술에 대해 살펴보고 패션 산업에서 비정형 데이터 활용의 중요성에 주목하였다. 나아가 빅데이터에 기반한 패션 분야의 선행 연구를 살펴봄으로써 빅데이터 분석의 학문적 중요성 또한 확인하였다.

제 3장은 연구 1로 패션 트렌드의 확산과 수용에 관한 정량적 분석을 다루었다. 제 1절에서는 제 2장에서 이론적 연구를 토대로 연구 1의 목적을 달성하기 위한 구체적인 연구문제를 설정하였고, 제 2절 연구 절차 및

방법에서는 앞서 설정한 연구문제를 규명하기 위한 방법과 절차를 설명하였다. 특히 데이터마이닝을 위한 데이터 수집과 전처리 과정을 구체적으로 제시하였다. 제 3절에서는 연구문제에 대한 분석 결과를 제시하였으며, 제 4절에서는 연구 결과를 바탕으로 논의를 진행하였다.

제 4장은 연구 2에 관한 것으로, 패션 트렌드의 활용 방식에 관한 보다 깊이 있는 이해를 위해 패션 MD들이 패션 상품 기획에 사용하는 트렌드 정보 원천(source)의 유형을 탐색적으로 알아보았다. 제 1절에서는 연구 2의 목적을 달성하기 위한 구체적인 연구문제를 설정하였으며, 제 2절에서는 연구방법 및 절차에 관해 설명하였다. 구체적으로 심층면접 대상자와 심층면접 절차 및 면접 내용에 관해 언급하였다. 제 3절에서는 연구문제에 대한 분석 결과를 제시하였으며, 제 4절에서는 연구 2의 연구 결과를 바탕으로 논의하였다.

제 5장 결론 및 제언에서는 주요 연구 1과 2의 결과를 중심으로 논문을 요약하고 통합적 결론을 제시하였다. 이후, 본 연구의 제한점을 밝히고 후속 연구를 위한 제언을 하였다.

연구의 개요는 다음과 같다 ([그림 01]).

[제 1장] 서론	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 연구의 필요성 및 연구 의의</li> <li>• 연구의 범위 및 구성</li> </ul>
[제 2장] 이론적 배경	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 국내 의류 산업의 현황 고찰</li> <li>• 전통적인 유행 전파 이론과 현대 사회의 정보 확산 이론 고찰</li> <li>• 패션 트렌드와 패션 상품 기획</li> <li>• 패션 산업에서 인공지능과 빅데이터의 활용</li> </ul>



연구 주제	현대사회 패션 트렌드 정보의 확산과 활용	
연구 방법	[제 3장] 연구 1: 정량적 연구 데이터 마이닝 (Data-mining)	[제 4장] 연구 2: 정성적 연구 심층면접 및 내용 분석
분석 데이터	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2022 F/W 런웨이 컬렉션</li> <li>• 패션 인플루언서 착장 이미지</li> <li>• 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 이미지</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 현업 패션 MD 심층면접</li> </ul>
연구의 초점	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서, 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계 규명</li> <li>• 패션 인플루언서의 영향력 규명</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 패션 상품 기획에 활용되는 트렌드 정보에 관한 탐색적 분석</li> </ul>



[제 5장] 결론	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 연구 결과 요약 및 연구 1과 2에 대한 통합적 논의</li> <li>• 제언</li> </ul>
--------------	---

[그림 01] 연구의 개요

## 제 2장 이론적 배경

### 제 1절 국내 의류 시장의 주요 변화

패션 산업은 전 세계 대부분의 나라가 생산과 유통에 참여하는 가장 세계화된 산업 분야 중 하나로 하루가 다르게 변화하고 있다 (장성환, 2010; Bertola & Teunissen, 2018). 현재 패션 산업은 테크놀로지의 발전으로 인해 혁신적인 디지털 트랜스포메이션이 일어나고 있는데, 그 중 인공지능을 기반으로 한 빅데이터 분석 기술은 패션 상품의 생산, 유통, 판매 등의 전통적인 공급사슬에 영향을 미치고 있다 (Gonzalo et al., 2020). 특히 빅데이터와 인공지능 기술에 대한 중요성이 증가하며 산업 전반에서 데이터 사용의 중요성이 주목받게 되었다. 나아가 코로나 19 팬데믹은 비대면 문화를 확산시키며 산업 전반에 많은 변화를 불러일으켰고, 패션 산업 또한 많은 변화를 맞이했다 (김하연 외., 2021; Bertola & Teunissen, 2018). 따라서 본 절에서는 4차 산업혁명과 코로나 19 팬데믹의 영향으로 패션 산업이 마주한 변화에 초점을 맞추어 살펴보았다.

#### 1. 제 4차 산업 혁명과 패션 산업의 변화

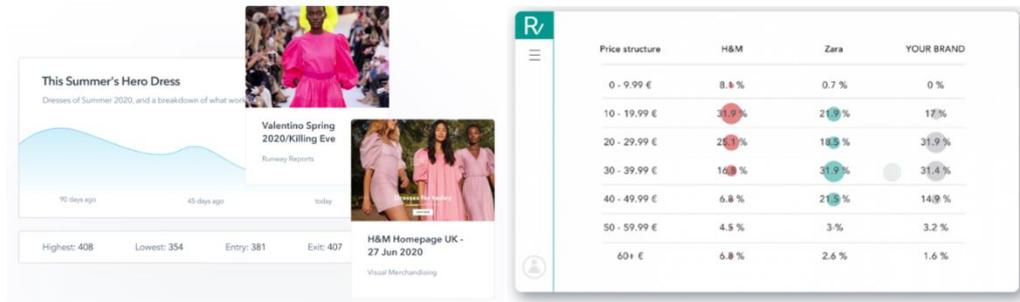
제 4차 산업 혁명으로 정보 통신 기술과 인공지능 기술 산업이 산업을 주도하며 새로운 비즈니스 기회를 창출하고 있으며, 패션 산업도 다양한 기

술의 도입으로 많은 변화가 일어나고 있다 (Schwab, 2017). 4차 산업혁명은 정보의 속도(velocity)와 범위(scope), 그리고 산업 시스템의 변화에서 이전의 산업혁명과는 큰 차이점을 보이는데, 특히 4차 산업혁명으로 인해 인류는 지금까지 경험해보지 못한 빠른 속도의 기술과 방대한 양의 빅데이터로 전 산업분야에서 생산, 관리, 지배구조 등을 포함한 전반적인 시스템의 재편이 나타나고 있다 (김지은 & 이진화, 2018; 서상우, 2018; Pinchera & Rinallo, 2021).

특히 지난 10여 년간 정보 통신 기술(Information Communication Technology; ICT)의 발달로 인해 인공지능(Artificial Intelligence; AI), 빅데이터(big data), 클라우드(cloud), 사물인터넷(Internet of Things; IoT), 5세대 이동통신(fifth generation technology standard; 5G) 등의 요소 기술이 산업을 주도하며 새로운 비즈니스 기회를 창출하거나 기업 내부의 리모델링을 주도하는 등 다양한 산업에 변화가 일어나고 있으며(Lee, 2017), 패션 업계에서도 이와 같은 다양한 인공지능 기술의 도입으로 변화가 일어나고 있다 (김하연 외., 2022; Bellini et al., 2023; Silvia et al., 2020). 예를 들어 무신사(www.musinsa.com), 더블유컨셉(www.wconcept.com), 지그재그(Zigzag) 등과 같은 온라인 패션 플랫폼은 빅데이터, 인공지능 등 첨단 기술을 바탕으로 소비자 편익을 높이며 지속적인 성장세를 보이고 있다 (이현석, 2021). 무신사의 경우 인공지능 솔루션으로 소비자의 행동 데이터를 추적하여 소비자의 관심사를 파악하고, 타겟팅을 정밀화하여 마케팅의 효율을 극대화 하였으며 (김묘환, 2023), 지그재그의 경우 인공지능을 활용해 소비자의 과거 구매 데이터를 분석하여 소비자의 취향에 맞춰 상품을 추천해주고 있다 (배정철, 2022). 이처럼 무신사, 더블유컨셉, 지그재그 등 온라인에 기반한 패션 플랫폼은 소비자들의 데이터를 기반으로 변화하는 트렌드를 빨리 반영할 수 있는 온라인 시스템을 구축하고, MZ 세대의 니즈

를 적극 반영하는 전략을 기반으로 빠르게 성장하고 있다 (이정민, 2021).

한편 데이터 분석의 중요성과 영향력이 계속해서 커져가고 있는 만큼 인공지능 기술을 기반으로 방대한 양의 데이터를 분석함으로써 클라이언트 기업이 효율적으로 의사 결정을 할 수 있도록 돕는 비즈니스 인텔리전스 (business intelligence)도 주목받고 있다 (김하연 외., 2021). 예를 들어 영국의 시장 조사 업체 에디티드(Edited)는 빅데이터 분석에 기반해 패션 기업의 상품 구색, 가격, 프로모션, 판매에 대한 분석을 제공하고 있다 (서상우, 2018). 에디티드는 방대한 웹 데이터를 수집하고 200만 개의 패션 상품과 20만 개의 소셜 미디어 데이터를 분석하여 어느 브랜드가 어떤 상품을 어느 정도의 가격대에 팔고 있는지 알려줌으로써 패션 기업의 의사 결정에 도움을 준다 ([그림 02]). 또한 벨기에의 렛뷰(Retviews)는 온라인 상에서 생성되는 데이터를 수집하고 분석하여 패션 브랜드에게 경쟁사의 제품과 가격 등에 대한 정보를 제공하고 ([그림 02]), 나아가 패션 브랜드가 자신의 소비자들에게 맞는 최적의 상품을 기획할 수 있도록 도와준다 (박선희, 2020). 아직까지는 인공지능을 기반으로 한 빅데이터 분석을 통해 패션 트렌드를 예측하기 보다는, 대용량의 데이터를 빠르게 처리하기 위해 인공지능 기술을 사용하고 있다 (김하연 외., 2021). 하지만 미래에는 대규모의 데이터 셋(data set)에서 의미를 이해하고, 패턴을 찾아내는 트렌드 예측이 산업을 혁신하고 패션 산업의 역학을 재편하게 될 것이라 전망된다 (Gu et al., 2020).



[그림 02] 에디티드(좌)와 랫뷰(우) 빅데이터 분석 예시

무엇보다 정보 통신 기술의 발전과 소셜 미디어의 활성화는 유통되는 정보의 양뿐만 아니라 정보가 확산되는 속도를 가속화시켰고, 한 개인의 정보 전달 속도와 파급력은 그 어느때보다 빠르고 강력한 효과를 갖게 되었다 (Goodman et al., 2014; Guille et al., 2013). 과거에 비해 매우 빠른 속도로 방대한 양의 데이터가 산출되고 있으며, 그렇기 때문에 빅데이터는 급변하는 현대사회에서 매 순간 데이터를 기반으로 전략을 세우고 미래에 대한 통찰력을 키우고, 다가올 위험에 대비할 수 있도록 해준다 (김지은 & 이진화, 2018). 4차 산업 혁명은 ‘데이터에 기반한 융합’으로 정의되기도 할 정도로 데이터의 중요성이 대두되고 있으며 인공지능 기술이 빅데이터를 보다 정교하게 분석하고 해석할 수 있도록 해준다 (김기만, 2018). 빅데이터는 존재 자체로서 의미를 갖는 것이 아니라 이를 분석하는 기술과 융합하여 생성해낸 결과물을 통해 경쟁력을 확보하는 것이 중요하다. 이제 패션 산업에서도 온라인 상에 있는 방대한 양의 데이터를 단순히 수집하는 것을 넘어 방대한 양의 데이터 중에서 필요한 것을 선별적으로 분석에 사용하고, 인공지능 기술에 기반하여 생성된 결과를 전략적으로 해석하여 산업에 활용하는 것이 중요해졌다 (김지은 & 이진화, 2018).

## 2. 코로나 19 팬데믹으로 인한 패션 산업의 변화

코로나 19 팬데믹 사태로 기업의 경영 환경이 불확실해지면서 오프라인 기반의 전통적인 비즈니스를 펼쳐 온 패션 기업은 온라인 판매에 따른 물류 시스템, 상품 노출 전략 등 많은 부분에서 디지털화의 필요성을 실감하며 디지털 트랜스포메이션(Digital Transformation; DT)을 통한 업무 프로세스 혁신과 새로운 비즈니스 모델 개발의 중요성이 커지게 되었다 (권선일, 2020; 김하연 외., 2022; Gonzalo et al., 2020). 특히 코로나 19 팬데믹은 비대면 문화가 확산되며 온라인 소비가 급증하게 되는 하나의 계기가 되었고 (Bellini et al., 2023), 오프라인에 기반한 전통적인 패션 기업은 기업의 생존을 위해 온라인 판매로의 전환이 필수적이게 되었다 (이안나, 2021). 온라인 채널로의 쇼핑 패러다임 변화는 패션 기업으로 하여금 소비자의 데이터를 수집하여 차기 시즌 트렌드 분석 및 수요 예측 등에 활용할 수 있는 기회를 제공하고 있다. 또한 인공지능 기술의 발전으로 많은 양의 비정형 데이터를 분석할 수 있게 되면서 기업들은 데이터 활용의 필요성을 실감하게 되었다 (황재호 외., 2022).

패션 업계 또한 최근 몇 년간 오프라인 매출이 줄어들고 모바일을 중심으로 온라인 매출이 늘어나고 있는 것이 큰 흐름이었는데 (황지영, 2020), 코로나 19로 인한 비대면 문화는 이러한 흐름을 가속화시키며 패션 산업의 쇼핑 패러다임을 오프라인에서 온라인으로 전환시켰다 (최영현 & 이규혜, 2020). 실제로 2022년 국내 온라인 쇼핑 거래액은 206조원을 넘으며 최대치를 기록하였으며, 2022년 패션 산업 분야의 온라인 거래액은 전년 대비 13.4% 증가하여 약 50조원으로 집계되었다(통계청, 2022). 특히 최근에는 온라인 패션 플랫폼을 통한 거래가 활발해지고 있으며, 패션 업계 온라인

재편을 이끌고 있는 패션 플랫폼들이 빠르게 성장하고 있다 (이보한, 2020; 이정민, 2021). 코로나 19 팬데믹 기간 동안 온라인 플랫폼으로 유입된 신규 고객 수와 앱 다운로드 횟수도 크게 증가했는데, 무신사(musinsa) 애플리케이션의 경우, 다운로드 수가 2019년 대비 2020년 23% 상승하였으며, 에이블리(ably)와 지그재그(zigzag)도 각각 18%, 15% 가량 상승하였다 (NHN ACE, 2021).

비대면 문화는 소비자의 쇼핑 채널뿐만 아니라 패션 업계에서 개최하는 다양한 행사에도 영향을 미쳤다. 패션 산업의 가장 큰 행사 중 하나인 뉴욕, 런던, 밀라노, 파리에서 개최되는 4대 패션 위크(fashion week)는 코로나 19의 영향으로 비대면으로 진행되었고, 일부 브랜드에서는 그들의 컬렉션을 소셜미디어 플랫폼 라이브 스트리밍(live streaming)으로 대중들에게 실시간으로 공개하였다 (Dolan, 2022; Pinchera & Rinallo, 2021). 뿐만 아니라 전 세계에서 개최되는 해외 무역 박람회 및 트렌드 세미나 등 다양한 패션 행사가 온라인으로 진행되었다 (장병창, 2020; Sorbara, 2022). 이처럼 다양한 디지털 기술이 융합된 온라인 전시가 마케팅의 주요 전략으로 부상하게 되었고 (김수지 외., 2021; Minh & Ngan, 2021), 소규모 브랜드와 일반 대중들도 경제적·시간적 부담 없이 패션 트렌드 정보를 빠르게 접할 수 있게 되었다. 온라인 전시는 팬데믹 상황이 끝난 이후로도 지속될 것이며, 온·오프라인이 융합된 하이브리드형 전시 운영 방식이 대중화 될 것이므로 전망된다 (김수지 외., 2021). 이처럼 온라인상에서 정보의 접근성이 높아짐에 따라 국내외 패션 기업들 뿐만 아니라 대중 소비자들도 실시간으로 패션 트렌드 정보를 직접 접할 수 있게 되었다 (Silva et al., 2019).

결과적으로 코로나 19 팬데믹은 패션 기업과 대중소비자들 사이에 온라인 환경을 중심으로 하는 비대면 문화가 자리잡는 것을 촉진시켰다. 온라인 쇼핑 환경의 성장은 다양한 소비자 데이터가 축적될 수 있는 환경을 조

성하였으며, 동시에 전통적인 오프라인 기반의 패션 기업들이 디지털 트렌스포메이션의 필요성을 실감하는 계기를 마련하였다. 뿐만 아니라 패션 산업의 주요 행사(e.g., 4대 패션위크 런웨이 쇼, 트렌드 박람회 등)가 온·오프라인 하이브리드 방식으로 진행되며 패션 트렌드 정보를 획득하는데 있어서 정보의 비대칭성이 사라지게 되었다.

## 제 2절 유행 전파와 정보 확산 이론

과거에는 대중들이 접할 수 있는 패션 트렌드 정보가 한정적이었다. 하지만 정보 통신 기술을 비롯한 다양한 기술의 발전으로 현대 사회는 런웨이 컬렉션 정보부터 기타 다양한 트렌드 정보가 온라인과 소셜미디어를 통해 대중 소비자들에게 확산되고 있으며, 패션 인플루언서를 포함한 다양한 정보원들이 트렌드 정보를 생성하고 있다. 따라서 제 2절에서는 패션 트렌드가 확산되는 과정을 설명하는 기본적인 틀이 되는 전통적인 유행 전파 이론을 살펴보았다. 이와 함께 현대 사회에서 정보가 확산되는 양상을 설명해주는 정보 확산 이론에 관한 선행 연구들을 고찰하였다. 특히 현대 사회에서 보편적으로 사용되는 소셜 미디어가 정보 확산에 어떤 변화를 가지고 왔는지 살펴보고, 정보 통신 기술의 발달로 변화한 현대 사회의 정보 확산과 수용에 관한 이론들을 살펴보려고 한다.

### 1. 유행 전파 이론

패션에 있어서 유행의 변화 과정은 의류, 외모 및 스타일의 변화, 확산, 수용을 포함한 여러 단계로 구성된다 (Fring, 1994; Furukawa et al., 2019; Ming et al., 2004). 패션의 유행 확산에 관해서는 다양한 선행 이론이 있으며, 전통적으로 사회적 계층을 기준으로 패션 유행의 확산을 설명하고 있다. 누가 먼저 패션을 수용하고 동조하는지에 따라 하향 전파 이론 (Trickle Down Theory), 수평 전파 이론(Trickle across theory; Mass market theory), 상향 전파 이론(Trickle up theory; Upward-flow Theory)로 구

분할 수 있다.

20세기 초, 초기 산업사회의 경제 계층 구조는 피라미드형을 이루고 있었다. 이 시기 섬유 산업의 기계화로 대량 생산이 사회 전반으로 확산되었고, 상위 계층의 사람들은 본인들이 노동과 관계가 없음을 과시하기 위해 오트쿠튀르(haute couture)를 착용하였다 (이윤경, 2022). 20세기 모더니즘 사회에서 패션은 계급의 상징이었고 (김민자, 1998), 이는 예술과 문화에 있어서 엘리트주의를 확대시켰으며 전문적인 디자이너가 등장하는 배경이 되었다. 패션은 상류 계층의 전유물처럼 여겨졌고, 유행은 상류 계층에서 시작되어 하류 계층으로 확산되었다 (Sproles, 1981). 경제적으로 여유가 있는 상류 계층의 사람들은 부가 겉으로 가장 잘 드러나는 ‘의류 상품’을 통해 하위 계층과는 차별화되는 그들의 부와 권력을 드러냈다 (Sproles, 1981; Veblen & Mills, 2017).

이 시기에 등장한 유행 전파 이론이 하향 전파 이론(trickle-down theory)이다 (이미아 & 이은영, 2010; 이은영, 2010; Simmel, 1950;). 하향 전파 이론은 고전적인 유행 전파 이론으로, 패션을 계급 구분의 한 형태로 보았으며, 유행 전파 과정을 상류 계층의 차별 욕구와 하류 계층의 모방 욕구로 설명하는 이론이다. 하향 전파 이론에 따르면, 사회 상류 계층은 아래 계층과는 차별화되는 새로운 유행 스타일을 추구하며, 하위 계층은 상류 계층을 동경하며 상류 계층에 소속되고 싶어한다. 이렇게 하위 계층이 상류 계층의 유행 스타일을 모방하는 과정이 반복되며 유행이 상류 계층에서 하위 계층으로 확산된다. (이은영, 2010; Zhao et al., 2021). 하향 전파 이론은 현대 사회의 패션 트렌드 확산을 설명할 때에도 많이 언급되는 이론으로, 특히 패션 트렌드를 분석하고 예측함에 있어 4대 패션위크 런웨이 쇼의 영향력을 이해하기 위해 언급되는 이론이다 (Zhao et al., 2021).

하지만 1960년대 후기 산업사회에서는 기성복(pret-a-porter)이 등

장하며 대중 소비 시장(mass market)이 형성되었다. 패션 산업에서 기성복의 탄생은 패션의 민주화에 대한 토대를 만들었다 (김민자, 2013). 특히 1970년대 패션에도 포스트모더니즘 사조가 깃들며 사람들 간 계급의 구분이 사라지고 개인의 취향이 다원화 되기 시작했으며 패션의 전파에 있어 사회적 계급의 개념은 사라지게 되며 수평 전파 이론이 제기되었다 (Steele, 1997). 수평 전파이론에 따르면 유행은 각 사회 계층 혹은 동료 집단의 패션 리더(fashion leader)를 시발점으로 하여, 각각의 계급 내에서 수평적으로 확산된다 (King Jr, 1963; Sproles, 1981). 같은 시기에 소수민족이나 경제적 약자들에 대한 관심이 고조되며 상향 전파 이론 (trickle-up theory; subculture leadership theory)이 제기되었다 (Blumberg, 1974; Sproles, 1981). 흑인, 젊은이, 노동자 등의 하위문화집단이 지배집단과는 구별되는 독자적인 가치체계와 생활양식을 합법화하기 위해 지속적인 갈등과 투쟁을 하는 과정에서 이들의 의복이 대중에게 받아들여져 유행하게 된다는 이론이다 (Sproles, 1981). 이상에서 살펴본 것처럼 전통적인 유행 확산 이론은 유행을 선도하는 집단과 따르는 집단을 구분하고있으며, 사회적 계층을 기준으로 유행이 상층에서 하층으로 확산되는지, 혹은 같은 계급 내에서 퍼져나가는지, 혹은 하층에서 상층으로 확산되는지에 대해 서로 다른 주장을 하고 있다.

## 2. 현대사회와 정보 확산 이론

사회적 계층 구분, 사회적 특성 등에 따라 패션 트렌드가 확산되고 대중 소비자들에 의해 수용되는 양상이 다르기 때문에 시대의 변화에 따라 패션 트렌드의 확산과 수용을 설명하는 이론들이 새롭게 제시되고 지지되어

왔다 (이은영, 2010). 현대 사회에 접어들며 사회적 계층의 구분이 모호해졌으며, 동시에 현대 사회는 포스트 모더니즘 사상의 도래로 그 어느 때 보다 다양한 취향이 공존하고 있다 (박유나, 김철순, 2017). 그 결과 사회적 계층을 기준으로 유행 확산을 설명하는 이론은 설명력이 다소 떨어지게 되었다 (이은영, 1997). 하지만 모순적이게도 사회적 계층이 사라졌지만, 패션 브랜드에는 여전히 위계 구조가 존재한다 (Doeringer & Crean, 2006; Jin & Cedrola, 2017; Wall & Large, 2010). 한편, 4차 산업 혁명으로 인한 기술적 발전으로 현대 사회에서 새로운 정보가 확산되는 과정에도 변화가 생겼다. 이와 같은 변화의 상황 속에서 패션 트렌드 정보가 확산되는 과정에도 변화가 생겼을 것이다. 이에 현대 사회의 정보 확산 현상에 대한 선행 연구들을 고찰하였다. 먼저, 현대 사회에서 소셜 미디어가 정보 확산에 미치는 영향과 소셜 미디어를 기반으로 성장한 인플루언서(Influencer)에 대해 살펴보았다. 이어서 현대 사회에서 새로운 기술과 정보가 확산되는 현상을 설명하는 이론인 혁신 확산 이론(Diffusion of Innovation theory)과 사회적 전염 이론(Social Contagion Theory)을 고찰하였다

### 1) 소셜 미디어와 정보 확산

개별적인 관찰이나 경험만으로 집합적이고, 거시적인 이슈를 파악하기는 어렵기 때문에, 과거에 소비자들은 텔레비전, 패션 잡지 등과 같이 매스 미디어의 보도에 의존했다 (Simon, 1992). 하지만 현대 사회에 접어들며 인터넷과 정보 통신 기술의 발달, 디지털 디바이스 기술의 고도화로 인해 일반 대중들도 주요한 정보 공급자로 떠오르게 되었다 (Neubaum & Krämer, 2017). 스마트폰을 비롯한 스마트 디바이스의 등장, 인터넷 기술

고도화와, 4G, 5G와 같은 고속 네트워크의 등장으로 소셜 미디어는 대중화되었고 이는 정보의 확산 패러다임을 바꾸었다 (Huang et al., 2020; Jin et al., 2018). 특히 스마트폰은 사용자가 늘 휴대하기 때문에 대중들이 소셜 미디어를 사용하여 실시간으로 정보를 전달하고 받아보는 것을 가능하게 만들었다. 그 결과 일반 대중들도 소셜미디어상에서 정보를 생성하고 공유할 수 있게 되었으며, 정보 확산의 속도가 매우 빨라지게 되었다 (박지영 외., 2012; 임수지, 2015; Akundi et al., 2018; Goodman et al., 2014; Jin et al., 2018). 이제 대중들은 전통적인 미디어보다 포털 사이트와 소셜 미디어를 통해 정보를 검색한다는 점에서 소셜미디어는 이제 현대 사회에서 정보 확산의 중심에 자리하게 된 것이다 (Na & Kang, 2021).

소셜미디어가 보편화되면서 소셜미디어를 기반으로 대중의 의견 형성에 큰 영향력을 미치는 메가 인플루언서(mega influencer), 마이크로 인플루언서(micro influencer)와 같은 새로운 정보원이 등장했다 (Lyons, 2018; McQuarrie et al., 2013). 현대 사회에서는 시간과 장소의 제약 없이 다수의 다양한 사람과 쌍방향 커뮤니케이션을 할 수 있게 되었고, 새로운 정보 원천의 등장으로 온라인 커뮤니티와 소셜미디어상에서 다양한 정보와 콘텐츠의 확산이 쉽고 빠르게 이루어지게 되었다 (Akundi et al., 2018). 실제로 소셜 미디어를 통해 정보를 전달하는 것이 효과적이라는 것이 선행 연구들을 통해 검증되었으며, 현대 사회의 정보의 확산에 있어서 소셜미디어는 빼놓을 수 없는 중요한 매체가 되었다 (Hughes et al., 2016; Scutto et al., 2017; Zhang et al., 2016).

이처럼 소셜미디어는 온라인상에서 정보가 확산되는 속도와 유통되는 정보의 양, 그리고 정보 원천에 변화를 가져오며 일반 대중들 사이에서 정보가 확산되는 방식을 과거와는 완전히 다르게 바꾸었다 (Ahmed et al., 2019; Aral et al., 2013; Jin et al., 2018; Riedl et al., 2018). 특히 소셜미

디어는 시간적, 공간적 제약을 최소화하면서 대중들의 정보 불균형을 해소 하였고, 언젠든 새로운 정보를 접하고 공유할 수 있는 기회를 가져왔다 (Kaplan & Haenlein, 2010; Pinchera & Rinallo, 2021). 즉 과거에는 정보의 비대칭성으로 정보를 얻는 데 있어 불리한 위치에 있던 소비자들이 이제는 소셜 미디어를 통해 온라인 상에서 다양한 정보들을 접할 수 있게 된 것이다 (Neubaum & Krämer, 2017).

패션 트렌드 정보도 소셜 미디어를 통해 일반 대중에게 확산되고 있다. 하이엔드 브랜드도 중간자 없이 소셜 미디어를 통해 런웨이 쇼 이미지와 비디오를 대중들에게 전달하며 소통하고 있다 (이청순 & 이승희, 2020). 뿐만 아니라 인플루언서와 대중 소비자들이 이를 자발적으로 공유하며 런웨이 쇼에 대한 정보를 퍼뜨리기도 한다 (Pinchera & Rinallo, 2021). 동시에 패션 전문가가 아닌 일반 대중들도 패션 관련 정보 및 콘텐츠를 생산하고 공유 할 수 있게 되면서 대중들은 보다 다양한 정보를 쉽게 획득할 수 있게 되었다 (Guille et al., 2013; Neubaum & Krämer, 2017). 이는 과거 패션 트렌드와 관련하여 하이엔드 브랜드에만 집중되었던 관심을 분산시키는 역할을 하고 있다 (요가혜 & 김세화, 2020).

소셜미디어를 통해 패션 트렌드 정보가 빠르게 확산되면서 대중 소비자들이 패션 제품을 구매하는 행동에도 영향을 미치고 있다. 과거 대중 소비자들은 베이직한 상품을 주로 소비하였다 (채진미 & 김은희, 2021; Camargo et al., 2020). 하지만 현대 사회에서 패션 트렌드는 빠르게 변화하고, 일반 대중들도 이제는 최신 패션 트렌드 정보를 빠르게 얻을 수 있게 되면서 대중 소비자들은 트렌디한 상품을 구입하고자 하는 니즈가 강해졌다 (이수진 & 이금희, 2022; 채진미 & 김은희, 2021; Camargo et al., 2020).

## 2) 패션 인플루언서와 정보 확산

소셜미디어가 보편화되면서 소셜미디어를 주요 플랫폼으로 활동하며 대중들의 의견 형성에 큰 영향력을 미치는 '인플루언서(Influencer)'가 새롭게 등장하였다 (Lyons, 2018; McQuarrie et al., 2013). 인플루언서는 인스타그램(Instagram)과 유튜브(Youtube)와 같은 소셜미디어 플랫폼에 특정 관심 영역을 중심으로 팔로워들을 끌어모으며 (Chapple & Cownie, 2017), 의견 선도자(opinion leader)나 트렌드 형성자(trend setter)로서 중요한 역할을 하는 사람들을 의미한다 (김우빈 & 추호정, 2019; Watts & Dodds, 2007). 즉, 인플루언서는 타인에게 직간접적으로 영향을 미칠 수 있는 정보원으로, 자체적으로 콘텐츠 (e.g., 사진, 영상 등)를 생성하여 정보를 제공하기도 하며, 동시에 소셜미디어상에서 그들의 팔로워(follower)와 친밀하게 소통하기도 한다. 2단계 유통 이론 (two-step flow)에 따르면 특정 정보가 대중들에게 전달되는 과정에는 오피니언 리더라는 매개가 존재하며, 오피니언 리더가 정보 수용자인 대중들에게 영향을 미치는데 (Jegham & Bouzaabia, 2022), 현대 사회에서 패션 트렌드 정보 확산에 있어서 패션 인플루언서가 그 매개체의 역할을 하는 것이다.

'패션 인플루언서'의 경우 그들의 패션 연출법, 브랜드 홍보(협찬), 그리고 패션 정보 등 다양한 패션 관련 콘텐츠를 제작하여 패션과 관련된 정보를 제공한다 (Chapple & Cownie, 2017). 패션 인플루언서라는 개념이 등장하기 전인 2000년대 후반, 2010년대 초반까지 일반 대중들은 연예인, 모델과 같은 전통적인 '셀러브리티(Celebrity)'의 패션 스타일을 적극적으로 활용하였으며, 이는 패션 잡지, TV, 인터넷 등의 대중매체를 통해 전달되었다. 하지만 셀러브리티의 패션이 일반 대중에게 전파되기까지는 여러 가지 중간 경로를 거쳐야만 했고, 일반 대중들이 패션 트렌드 정보를 빠르게 접

하고 이를 실천으로 빠르게 받아들이기란 쉬운 일이 아니었다 (도경은, 2008). 하지만 2010년대 이후 소셜미디어가 활성화되면서 일반 대중들은 기존의 셀러브리티 대신 소셜미디어 플랫폼을 중심으로 활동하는 ‘패션 인플루언서’를 통해 다양한 정보를 즉각적으로 얻게 되었다. 이는 패션 정보가 대중들에게 퍼져나가는 방식을 바꾸었으며 (Agarwal et al., 2019; Aragoncillo & Orus, 2018), 이제 패션 기업과 브랜드는 현대 사회에서 새로운 정보원으로 부상한 패션 인플루언서들을 적극 활용하여 마케팅 정보와 패션 트렌드 정보를 대중들에게 전달하고 있다 (Aragoncillo & Orus, 2018; Jegham & Bouzaabia, 2022; Rahman et al., 2014). 이처럼 온라인 소셜미디어 플랫폼을 기반으로 성장한 인플루언서들은 대중들의 의견 형성과 실제 행동에 크게 기여하고 있다 (Agarwal et al., 2019; Jegham & Bouzaabia, 2022).

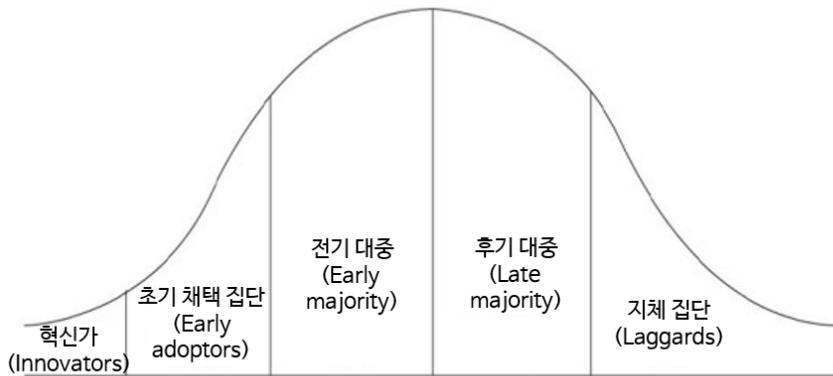
실제로 대중 소비자들은 기존의 셀러브리티보다 인플루언서가 제공하는 정보에 보다 호의적인 태도를 가지며 이를 수용하고자 하는데, 여기에는 기존에 셀러브리티에게서 느끼지 못했던 친밀감과 유대감이 내재하기 때문이다 (Schouten et al., 2020). 소비자들은 온라인상에서 패션 인플루언서와 소통하며 친밀감과 유사성을 느끼고 유대감을 형성하는데, 이렇게 형성된 유대감이 대중 소비자들의 정보 처리 과정에 영향을 미치게 된다 (Choi & Lee, 2019; Schouten et al., 2020). 또한 일반 대중들이 인플루언서로부터 지각하는 유사성은 인플루언서가 제공하는 정보를 더욱 수용하게 만드는 요인이므로 밝혀지기도 했다 (Schouten et al., 2020). 이상에서 살펴본 것처럼 인플루언서가 소비자의 태도, 의견 형성, 행동 의도에 긍정적인 영향을 미친다는 것이 밝혀졌으며, 인플루언서는 현대 사회에서 중요한 정보 원천으로 자리잡았음을 알 수 있다.

### 3) 혁신 확산 이론

현대 사회에 접어들면서 새로운 정보와 기술이 어떻게 확산되고, 대중 소비자들은 이를 어떻게 수용하는지 설명하기 위한 정보 확산(information diffusion; information dissemination)과 관련한 이론들이 등장하기 시작했다 (Zhang & Boncella, 2021). Rogers의 혁신 확산 이론(Diffusion of Innovation Theory)은 현대 사회에서 새로운 기술, 아이디어, 서비스 혹은 상품이 등장하였을 때 이를 누가 채택하고 사회적으로 어떻게 확산되는지에 대한 현상을 설명하는 이론으로 (Rogers, 1995), 새로운 정보와 기술의 확산을 설명해주는 대표적인 이론이다. 주로 커뮤니케이션 연구 분야에서 시간이 지나면서 새로운 정보와 기술이 어떻게 사회 집단 내에서 가속도를 얻으며 확산되는지 설명하고 있다 (Rogers, 2010). 또한 혁신 확산은 일종의 사회 변화를 설명하는 이론적 틀로써 하나의 혁신이 시간을 두고 사회 체계의 구성원들 사이에 채택자들의 수가 확대되어 나가는 과정을 설명한다 (Rogers, 2003).

Rogers의 혁신 확산 이론은 소비자 집단을 5단계로 분류하여 혁신 기술과 정보가 소비자들에게 확산되는 과정을 설명한다 (Rogers, 1995). 신 기술 (혹은 새로운 정보)을 가장 먼저 사용하고 도입하는 집단인 혁신자 집단(innovator; 혁신 소비자), 새로운 기술의 도입 초기에 사용하는 초기 채택 집단 (early adopter; 얼리 어답터), 유행으로 자리잡게 되면 사용하는 전기 대중(early majority), 유행 후반부에 사용하는 후기 대중(late majority) 그리고 유행이 끝났을 때 사용하는 사람들인 지체 집단(laggards)으로 구분하고 있다 ([그림 03]). 제일 앞단의 혁신자 집단은 혁신 기술이나 새로운 아이디어, 행동 혹은 제품을 제일 먼저 받아들이는

집단이다. 초기 채택자는 초기에 대중들에게 이르는 관문을 형성하며 후기 대중들에게 전파되기 전에 혁신 기술의 전파는 절정에 이르고 서서히 사라지게 된다. 이러한 과정을 거치면, 혁신 기술이나 새로운 정보는 또 다른 새로운 것으로 대체된다 (Sproles, 1981; Zhao et al., 2021). 새로운 정보와 기술은 시간차를 두고 대중 소비자에게 퍼져나가고, 또 다른 새로운 정보와 기술이 등장하여 기존의 것을 대체하는 과정은 패션 상품의 주기와도 유사하다.



[그림 03] Rogers의 혁신 확산 이론

Adapted from Rogers. (2013). p. 31

혁신 확산 이론은 현대 사회의 패션 트렌드의 확산 현상을 설명하기 위한 이론적 틀을 제공하기도 한다 (Zhao et al., 2021). Zhao et al. (2021)의 연구에서는 혁신 확산 이론을 기반으로 현대 사회에서 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드가 일반 대중들에게 시간차를 두고 확산되는 과정을 설명하고 있다. 소수의 혁신자 집단(Innovative)에서 새로운 스타일을 제시하

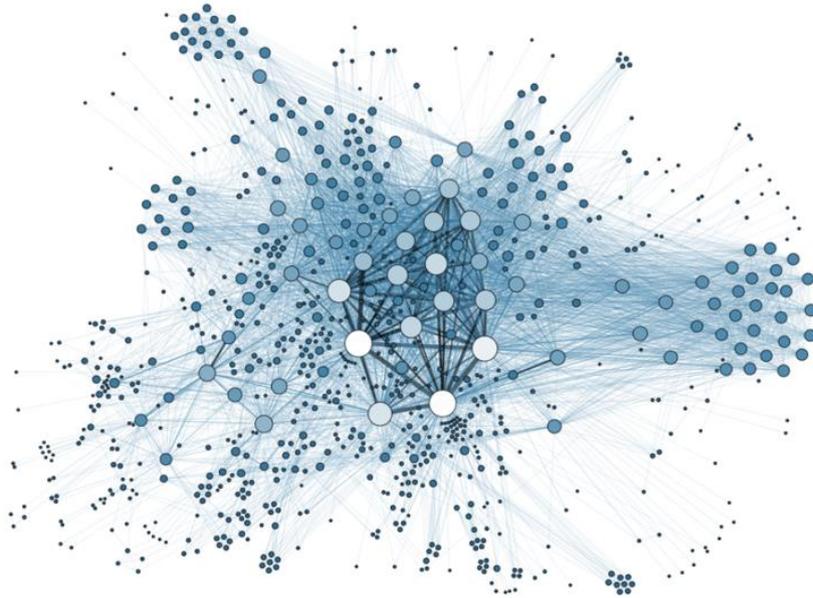
고 초기 채택 집단(early adopters)이 혁신적인 스타일 중 일부를 선택하여 더 많은 대중들에게 그 스타일을 선보이게 된다. 그 후 추종자들(followers)이 적합한 스타일을 골라 추종하고 널리 받아들여 유행이 된다. 혁신자들은 다시 새로운 스타일을 선보이고, 이전의 유행은 쇠퇴하면서 새로운 유행이 다시 일반 대중들에게 나타나는 반복적인 유행의 생성과 소멸 과정을 겪게 되며, 이는 패션 상품 수명 주기 와도 일치한다 (Sproles, 1981; Sproles & Burns, 1994). 패션 트렌드의 확산을 설명함에 있어 소수의 혁신자 집단에서 패션 트렌드가 시작되어 점진적으로 확산된다는 가정은 전통적인 유행 확산 이론인 하향 전파 이론과도 유사한 맥락에 있다고 볼 수 있다.

새로운 정보와 기술의 성공적인 확산이 소수의 혁신 집단에서 시작하는 것처럼 패션 트렌드 전파도 마찬가지로 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에서 시작된다 (Zhao et al., 2021). 하이엔드(high-end) 브랜드의 런웨이 컬렉션은 패션 트렌드 분석을 할 때 중요한 정보 원천이며, 이들은 대개 패션 트렌드를 선도하는 혁신자 집단으로 트렌드의 시작점에 존재한다 (Zhao et al., 2021). 오늘날의 패션 트렌드는 하이엔드 브랜드가 스트리트 패션의 영향을 받는 것과 같은 트렌드의 상향 전파(trickle-up) 과정을 거치기도 하지만, 하이엔드 브랜드의 런웨이 쇼는 여전히 패션 트렌드의 중심에서 영향력 있는 정보 원천으로 존재하며, 매 시즌 새로운 트렌드를 생성하며 대중적인 브랜드의 상품 기획에 영향을 미치고 있다 (Holland & Jones, 2017; Pinchera & Rinallo, 2021; Zhao et al., 2021).

#### 4) 사회적 전염 이론 (Social contagion theory)

4차 산업 혁명을 거치며 '초연결성(hyper-connected)'의 특성을 가지며 모든 것이 상호 연결되고 지능화된 사회로 진입하였다(Stephenson, 2018). 인터넷 기술, 모바일 산업의 고도 성장과 소셜 미디어의 발전으로 이제는 일반 대중들도 시간과 장소의 제약 없이 다수의 다양한 사람과 쌍방향 커뮤니케이션을 할 수 있게 되었고 그 결과 정보의 확산이 빠르고 동시다발적으로 이루어지게 되었다 (Akundi et al., 2018; Riedl et al., 2018). 동시에 소셜 미디어를 매개로 전 세계의 대중들은 시간과 공간에 상관없이 상호작용하며 다양한 정보를 공유할 수 있게 되었다 (Akundi et al., 2018; Jin et al., 2018). 이처럼 현대 사회에서 사람들은 소셜 네트워크로 연결되어있으며, 정보가 마치 '전염병' 처럼 빠르게 확산되는 과정에서 서로 영향을 주고받는다 (Na et al., 2021).

'사회적 전염'이란 용어는 프랑스의 사회학자 Le Bon이 1895년에 출간한 그의 저서 [군중심리]에서 제시한 개념으로, 한 개인이 군중이 되고 이들에게서 집단 행동이 나타나는 일련의 과정이 마치 병원균에 의한 질병의 확산처럼 급속하게 이루어진다고 보았기 때문에 '사회적 전염'이라는 용어를 사용하였다. 다만, 전염병과 달리 정보의 확산은 그 정보에 관심을 갖는 사람들이 있어야 대규모 확산이 가능하다는 차이점이 있다 (Notarmuzi, 2022).



[그림 04] 사회적 전염 효과

Reprinted from Social Contagion (2023). [wikipedia.org/wiki/Social\\_contagion](https://wikipedia.org/wiki/Social_contagion)

현대 사회 정보의 확산 측면에서 사회적 전염(social contagion)이란 A라는 개인(정보 발생자 혹은 초기 정보 수용자)으로부터 다른 개인 B(정보 수용자)에게 태도, 행동 등의 영향력을 확산시켜 나가는 것으로, 발생한 정보가 정보 수용자들을 통해 엄청난 규모로 빠르게 확산으로 나타나게 되는 것을 의미한다 (Levy & Nail, 1993). 즉 사회적 전염이란 [그림 04]에서 보이는 것처럼 사회적 네트워크를 통해 빠르고 대규모로 정보 확산이 이루어지는 것을 의미한다 (Burt, 1987; 한상만 & 옥경영, 2012). 사회적 전염 이론에 따르면, 정보의 확산은 정보의 확산뿐만 아니라 개인과 공동체의 행동도 확산되어 개인의 행동에도 영향을 미치게 된다 (Muter et al., 2013). 이는 브랜드에 대한 태도와 구매 의도와 같은 소비자의 행동적 의도 또한 사회적 전염을 통해 형성될 수 있음을 의미하는데, 그렇기 때문에 브랜드 경영과 마케팅적 측면에서도 사회적 전염 효과에 주목하고 있다 (Hsu,

2019; Hwang & Kandampuly, 2012).

사회적 전염 이론에 따르면 정보 확산이 성공적으로 이루어지기 위해서는 사회 네트워크를 이루는 구성원들 간의 상호작용과 정보를 수용하는 개인이 정보에 노출되는 빈도수가 중요하다 (Liang, 2021; Marin et al., 2020). 또한 사회적 네트워크에서 정보 확산의 결과가 성공적으로 이루어지기 위해서는 정보 확산 초기에 정보를 수용하는 사람들의 역할이 매우 중요하다 (Goldenberg et al., 2009; Liang, 2021; Marin et al., 2020). 정보 확산 초기의 정보 수용자들이 다른 사람과 연결이 많은 사람이거나, 이들간의 관계가 서로 긴밀하게 연결되어 있으면 정보의 확산은 성공적으로 이루어질 수 있다는 것이다 (Goldenberg et al., 2009). 현대 사회에서는 소셜 미디어의 활성화와 함께 메가 인플루언서 (Mega influencer), 마이크로 인플루언서 (Micro influencer), 심지어는 일반인에 가까운 나노 인플루언서 (Nano influencer)까지 온라인 상에서 정보를 생성하고 대중의 의견을 형성하는데 많은 영향력을 미치고 있으며, 이들을 통해 정보는 더 많은 사람에게로 확산되고 있다 (Lyons, 2018; McQuarrie et al., 2013). 이는 동일한 사회 계층 혹은 동료 집단의 패션 리더를 중심으로 각각의 계급 내에서 수평적으로 확산된다는 수평 전파 이론과 유사한 맥락에 있다. 하지만 사회적 전염 이론은 사회 네트워크 구성원들 간 상호작용, 정보에 노출되는 빈도, 초기 정보 수용자의 영향력, 정보가 확산되는 속도 등 현대 사회의 정보 확산에 영향을 미치는 다양한 요인을 함께 설명해줌으로써 패션 트렌드 확산 현상을 설명하기에 적합한 이론이라 생각된다.

인터넷 기술의 고도화와 소셜 미디어의 활성화로 일반 대중들도 패션 트렌드에 대한 정보를 온라인 및 소셜미디어를 통해 빠르게 얻을 수 있게 되었고, 이는 정보의 민주화를 가능하게 하였다. 또한 패션 인플루언서가 초기 정보 수용자의 역할을 하면서 현대 사회에서 정보 확산에 중요한 역할

을 하고 있다. 이처럼 현대 사회에 접어들며 정보 확산 방식이 변화함에 따라 패션 트렌드 정보가 대중에게 확산 과정에도 변화가 생겼을 것이라 생각된다.

### 제 3절 패션 트렌드와 패션 상품 기획

본 절에서는 패션 트렌드의 개념과 중요성에 대해 검토하고, 패션 트렌드 분석에 관한 선행 연구들을 살펴보고 패션 트렌드 분석에 관한 연구 동향을 살펴보았다. 또한 패션 트렌드의 주요 원천인 4대 패션위크 런웨이 쇼와 관련한 문헌과, 대중적인 패션 트렌드를 반영하는 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템과 관련한 문헌을 고찰하였다.

#### 1. 패션 트렌드의 개념

트렌드(trend)는 연구자마다 그 정의에 대한 견해 차이가 있으나, 일반적으로 사용되는 ‘트렌드’라는 용어는 사전적으로는 ‘동향, 추세’를 의미한다(Horx, 2004). 미래학자 Matthias Horx에 의하면 트렌드는 변화의 움직임으로 단기간의 변동은 제외되며 장기간의 움직임만이 포함되는 개념이다. 따라서 트렌드는 비교적 짧은 기간의 열풍이 아니라, 과거와 현재, 미래의 연속선상에서 나타나는 변화의 흐름으로 볼 수 있다 (백민영 & 김유경, 2009).

하지만 트렌드가 ‘패션’과 결합하여 ‘패션 트렌드’로 사용되면 단순히 패션의 동향, 추세로만 해석되지 않는다. 패션 업계에서는 ‘트렌드 아이템’처럼 패션 상품을 지칭하는 용어로 혼용되기도 하며, 종종 ‘패션 트렌드’는 일시적인 유행을 지칭하는 용어인 패드(fad)와 혼동되어 사용되기도 한다 (박지수 & 이유리, 2014). 의류학 분야에서는 패션 트렌드를 ‘트렌드’의 본래 의미에 내재된 ‘변화하는 흐름’에 초점을 맞추어, ‘패션 트렌드’를 패션이 변화하고 움직이는 경향으로 현재 패션의 흐름과

다가올 시즌에 대중에게 널리 퍼질 스타일의 특성으로 정의하고 있다 (고순영 & 박명자, 2010; 김선숙 & 고은주, 2008; 박지수 & 이유리, 2014).

패션 트렌드 정보는 크게 종합 정보, 컬러 정보, 소재 정보로 나뉘 볼 수 있다. 가장 먼저 공개되는 트렌드 정보인 컬러 트렌드 정보는 본 시즌보다 18개월~24개월 전에 국제 유행색협회(Intercolor Congress)에서 공개된다 (김성은, 2018). 소재 트렌드 정보는 18-12개월 전에 공개되는데, 12개월 전에 프리미에르 비죤(Premiere Vision Yarn)을 통해 제공되고 있다. 실루엣을 포함한 종합 트렌드 정보는 해외 주요 컬렉션(뉴욕, 런던, 밀라노, 파리에서 개최되는 4대 패션 위크)을 바탕으로 트렌드 정보 기관에서 제공하며, 런웨이 컬렉션과 이를 기반으로 하는 패션 트렌드 리포트는 국내외 패션 기업의 MD와 패션 디자이너를 통해 패션 상품에 반영된다 (남재경 & 금기숙, 2001; 양윤정 & 김미현, 2019).

20세기 후반 포스트 모더니즘과 함께 다원주의 시대를 맞이한 패션 트렌드는, 2000년대에 더욱 세분화된 양상을 보이며 상반된 스타일이 공존하는 특성을 보인다 (고은주 & 이지현, 2008). 다양한 패션 트렌드 정보는 인터넷, 모바일 등의 기술에 익숙한 소비자들에 의해 새로운 모습으로 실시간 확산되며, 더 많은 사람들에게 공유되고 재창조되고 있다 (박지수 & 이유리, 2014). 동시에 소비자들의 욕구가 다양해짐에 따라 제품의 수명 주기가 짧아지고 있어 다가올 시즌의 트렌드와 수요를 예측하는 것은 더욱 어려워졌다 (Braglia et al., 2021). 시즌 트렌드가 반영된 상품은 그 해 혹은 그 시즌의 매출과 이윤을 결정하기 때문에 (Kincade, 2010), 패션 산업에서 패션 트렌드는 패션 상품의 기획 방향을 결정짓는 중요한 요소이다. 따라서 빠르게 변해가는 환경 속에서 상품 기획에 필요한 패션 트렌드 정보를 분석하고 앞으로의 패션 트렌드와 수요를 예측하는 것은 패션 기업의 생존에 매우 중요한 일이다.

## 2. 패션 상품 기획에 있어 패션 트렌드 정보의 중요성

패션 상품 기획(fashion merchandising)이란 상품 계획, 생산, 판매를 유기적으로 통괄하고 조정하는 기업 활동으로(이유리, 2004), 다음 해나 다음 시즌을 위한 전체적인 상품 생산 계획을 수립하는 과정으로 정의되며 일반적으로 예산, 생산, 판매 그리고 시장 수요를 예측하는 것까지 모두 포함한다(이수진 & 이금희, 2020; Clodfelter, 2015; Kincade, 2010). 패션 트렌드는 소재, 디자인, 생산, 판매에 이르는 패션 산업 공급망의 전 영역에 영향을 미치며 상품의 형태를 결정짓기 때문에 패션 상품 기획 과정에서 패션 트렌드는 매우 중요한 의미를 가진다(Jackson & Shaw, 2017).

패션 기업과 브랜드는 기업 이미지 혹은 브랜드 이미지에 맞는 신상품을 매 시즌 출시해야 하며, 시즌에 앞서 수요를 예측해 적절한 시기에 적절한 양과 적절한 상품 구색으로 제공해야 한다. 대중(mass) 시장을 타겟으로 하는 패션 기업은 상품 판매 시즌이 시작하기 반 년 혹은 일 년 전부터 상품을 기획하기 시작한다(채진미 & 김은희, 2021; Jackson & Shaw, 2017). 패션 산업의 성패를 좌우하는 것은 특정 시기에 특정 집단 내의 대다수 사람들에게 채택되는 패션 제품을 판매하는 것이기 때문에(임현숙, 2009), 대중 소비자들에게 인기 있을 패션 트렌드를 예측해서 상품에 반영하는 것은 패션 브랜드에게 특히나 중요하다. 동시에 전 시즌 매출 실적이 뛰어난 인기 상품은 가까운 미래에도 매출에 영향을 미칠 확률이 높기 때문에 과거 실적을 검토하여 수익성에 큰 기여를 한 핵심 상품과 트렌드에 대한 검토는 필수적이며(Jackson & Shaw, 2017), 전 시즌에 소비자들에게 인기가 있어 높은 판매율을 보인 상품은 디자인의 일부만 변형하여 ‘캐리 오버(carryover)’ 상품으로 다시 출시하기도 한다(Kunz, 2010).

패션 상품 기획은 기업이나 브랜드 특성에 따라 조금씩 차이는 존재하

지만, 전통적으로 대중 시장을 타겟으로 하는 국내 여성복의 경우 시즌에 따라 1년에 2회~4회 상품 기획이 이루어졌었다 (안광호 외 1999; Birtwistle et al., 2003). 보통 시즌이 시작하기 전에 상품을 기획하는 것을 ‘선기획’, 시즌이 시작되기 직전 혹은 시즌이 시작된 후에 소비자들의 반응을 즉각적으로 살펴서 상품을 기획하는 것을 ‘스팟 기획’이라 하는데, 전통적으로 국내 시장은 1년에 2~4회 선기획 상품이 시장에 출시되고, 경우에 따라 스팟 기획 상품을 출시하는 것이 일반적이었다 (Barnes & Lea-Greenwood, 2006; Braglia et al., 2021). 하지만 최근에는 소비자들의 욕구가 다양해짐에 따라 제품의 수명 주기도 더욱 짧아지고 있어, 전통적인 방법으로 시즌을 구분하여 1년에 2~4회 상품을 출시하는 것만으로는 경쟁력을 갖기 힘들어졌다 (채진미 & 김은희, 2021; Barnes & Lea-Greenwood, 2006; Braglia et al., 2021). 그 결과 재고 부담을 줄이고 소비자의 니즈와 빠르게 변하는 트렌드에 신속히 대응하기 위한 스팟(spot) 기획이 증가하고 있으며 이로 인해 일년에 4번 이상의 상품기획 프로세스가 진행되고 있다 (방영진 & 최선형, 2015; 안영실 & 김희선, 2018; 정승아 & 최미영, 2011; Barnes & Lea-Greenwood, 2006). 나아가 최근에는 패션 브랜드에서는 스팟 기획을 넘어 ‘캡슐 컬렉션(capsule collection)을 출시하기도 한다. 캡슐 컬렉션(capsule collection)은 S/S, F/W 시즌을 기준으로 신상품을 출시하던 기존 컬렉션과 달리, 급변하는 유행에 민감하게 반응하기 위해 제품 종류를 줄여 작은 단위로 발표하는 컬렉션을 의미하는데, 이는 온라인 시장의 확대와 함께 온라인에 기반한 패션 브랜드들이 증가하면서 생긴 변화이기도 하다 (박연진, 2021). 이처럼 패션 브랜드는 빠르게 변화하는 소비자의 니즈를 충족할 수 있는, 트렌드가 반영된 상품을 기획하고자 노력하고 있다.

### 3. 패션 트렌드 분석에 관한 선행 연구

패션에 있어 트렌드는 패션의 본질이며, 트렌드를 이해하는 것은 패션 산업에서 매우 중요한 과제 중 하나이다 (박지수 & 이유리, 2014). 또한 패션 산업은 트렌드가 주도적으로 산업을 이끌어 나가기 때문에 패션 트렌드와 관련한 다양한 연구들이 꾸준히 이루어졌다. 데이터 분석 기술이 발전하기 전에 연구자들은 주로 패션 트렌드 경향을 사조 별로 나눠서 고찰하거나 짧은 기간 동안의 패션 트렌드를 질적으로 분석하는 연구를 진행하였다 (이건희, 2009; 이명숙, & 박순임, 2017). 이건희(2009)는 '니트'를 중심으로 2009년과 2010년의 F/W 시즌 트렌드를 분석하였으며, 이명숙과 박순임(2017)은 '플로럴 패턴'을 중심으로 2012년 S/S 시즌부터 2017년 S/S 시즌까지의 트렌드를 연구하였다. 이와 같은 연구를 위해 연구자들은 패션 트렌드 정보 기관에서 제공하는 패션 트렌드 정보를 연구자의 판단으로 선별적으로 연구에 사용하며, 연구자들의 분석 기준에 맞춰 분류하고 해석하였다 (고은주 & 이지현, 2008). 하지만 패션 트렌드 분석에 관한 질적 연구는 연구의 신뢰성과 유효성이 연구자들의 개별적인 능력에 달려있다는 한계점이 존재한다 (Choi et al., 2021). 질적 연구가 주로 행해지던 시기에도 패션 트렌드 정보를 분석하고 정량적인 트렌드 정보를 제공하고자 하는 시도는 있었지만, 데이터 수집과 빅데이터 분석 방법의 한계를 마주하였다 (고은주 & 이지현, 2008).

인공지능 기술의 발전으로 비정형 데이터 분석이 가능해지면서 수많은 이미지, 미디어 자료, 기타 정보 (위치, 검색 기록 등)가 패션 트렌드 식별과 분석에 사용되고 있으며 (Getman et al., 2021), 트렌드 분석과 트렌드 예측 연구에 컴퓨터 공학 분야도 많은 관심을 가지고 패션 분야와의 융합 연구를 진행하고 있다. 패션 트렌드를 빅데이터를 활용하여 정량적으로 분

석한 연구는 크게 두가지로 분류할 수 있다 ([표 01]).

[표 01] 패션 트렌드 분석에 대한 계량적 연구

	연구 대상 및 데이터	연구 내용	연구 방법
김기현 & 변혜원 (2020)	'1980년대 패션', '1990년대 패션', '2019년 패션', '2020년 패션' 각각을 키워드로 국내 포털 사이트 네이버 (naver.com) 카페, 블로그, 뉴스, 웹 문서에서 수집한 텍스트 데이터	'레트로'를 키워드로 과거 (1980년대~1990년대)와 현재 (2019년~2020년)의 패션 트렌드를 분석하여 패션 트렌드의 순환성을 연구	텍스트마이닝 분석
Chakraborty et al. (2020)	2019년 NYFW (Newyork Fashion Week) 인스타그램 이미지 중 '좋아요'를 1000개 이상 받은 이미지 140장	컬러 분포, 각각의 패턴에 대한 컬러 분포, 각각의 스타일에 대한 컬러 분포 분석	로지스틱 회귀 공식
Choi et al. (2021)	2019 F/W 패션위크 기간 동안 트위터에 게시된 패션위크 관련 게시물 (#pwf, #mfw, #nyfw, #lfw를 키워드로 사용)	2019년 F/W 패션위크와 관련된 주요 키워드 도출, 지역별로 떠오르는 토픽 추출, 패션위크에 참여한 브랜드에 대한 소비자들의 감성 분석.	토픽모델링 분석, 사회연결망 분석, 감성 분석
선준호 외. (2021)	2010년, 2015년, 2020년으로 시기를 나누어 국내 포털 사	스트리트 패션 관련 키워드들의 연관성 분석, 스트리	텍스트마이닝 분석, 네트워크 분석

	이트의 블로그와 카페에서 '스트리트패션'과 '스트릿패션'을 키워드로 수집한 텍스트 데이터	트 패션에 관한 소비자의 관심을 시계열적으로 분석	
Getman et al. (2021)	보그(vogue.com)에 업로드된 2000년에서 2018년 사이의 남/녀 런웨이 이미지 576,907장과 인스타그램 (streetstyle-27K) 27,000장	머신러닝으로 분류기를 구축, 분류기를 통해 얻은 야구모자의 출현 빈도에 대한 정보를 사회 문화적 관점에서 해석	머신러닝을 사용한 트렌드 분석 모듈 구축
Han et al. (2021)	보그(vogue.com)에 업로드된 2019년 레디 투 웨어(ready to wear) 런웨이 이미지 8,338장을 수집.	수집한 이미지들에서 패션 아이템을 추출하고, 패션 아이템에 나타난 컬러를 추출하여 군집화 함	머신러닝을 활용한 군집 분석
Zhao et al. (2021)	2019년 WGSN에 업로드된 런웨이 이미지 32,702장	패션 트렌드 예측 시스템 구축, 해당 시즌의 트렌드 컬러, 패션 아이템, 스타일에 대한 분석	머신러닝을 사용한 트렌드 분석 모듈 구축
Mall et al. (2022)	770만 장의 인스타그램과 플리커(Flickr) 이미지와 여기에 반영된 위치 데이터 사용.	각 지역의 스타일을 분류하여 유사한 스타일을 보이는 다른 지역을 식별.	머신러닝을 사용한 지역별 스타일 분류 모델 구축

첫 번째는 소비자의 소셜 데이터, 패션 트렌드 정보 기관에서 제공하는 자료 등을 수집하여 일정 기간 동안의 트렌드를 정량적으로 분석하는 연구이다. 수집할 수 있는 데이터가 많아지고 빅데이터 분석 방법에 대한 이해도가 높아지면서 패션 분야 연구에서는 방대한 양의 데이터를 사용하거나, 특정 패션 스타일에 대한 시계열적 접근을 통해 패션 트렌드를 정량적으로 분석하고 있다. 박지수와 이유리(2014)는 2004년 S/S 시즌부터 2013년 F/W시즌까지 20개의 시즌에 나타난 스타일 트렌드를 사회 연결망 분석법으로 연구하였으며 핵심 키워드들의 연결 강도를 분석하여 패션 트렌드의 거시적 흐름을 제안하였다. 김기현과 변혜원(2020)은 1980년대부터 1990년대까지, 그리고 2019년부터 2020년까지의 트렌드 키워드를 분석하여 패션 트렌드의 순환성에 대해 연구하였으며, 그 외에도 Chakraborty et al.(2020)은 소셜 미디어 이미지 데이터를 분석하여 컬러 분포를 연구하였다. 또한 선준호 외(2021) 연구자들은 2010년, 2015년, 2020년, 즉 5년 주기로 소셜 데이터를 수집하여 스트리트 패션에 대한 대중의 관심사와 이와 관련된 속성을 분석하였다. 이와 같은 연구는 주로 텍스트 형태의 패션 트렌드 정보에 나타난 키워드를 연구자의 주관적 판단이나 선행연구에서 제시한 기준에 따라 분류하지 않고 데이터의 원형을 최대한 유지하여 키워드들 간의 유기적인 관계를 파악했다는 점에서 객관성을 높였다. 하지만 소비자를 둘러싼 거시적 환경에 대한 각종 자료, 패션 트렌드를 분석한 자료로부터 얻은 데이터들을 기반으로 현상을 기술적으로 분석하는 데 그치고 있다는 한계점을 가지고 있다.

두 번째는 머신러닝(machine learning)과 같이 인공지능을 기반으로 하는 툴(tool)을 사용하여 패션 이미지를 학습시키고, 이를 기반으로 이미지에서 패션 속성을 추출하거나 직접 트렌드 예측 모델을 구축하는 연구로, 컴퓨터 공학 분야와의 융합 연구에서 주로 행해진다. Zhao et al.(2021)은

런웨이 이미지 데이터를 기반으로 다가올 시즌의 트렌드를 예측하는 인공지능 알고리즘 모델을 개발하였다. 또한 Getman et al.(2021)은 2000년부터 2018년까지의 런웨이 이미지와 소셜 미디어 이미지를 분석하여 야구 모자의 출현 빈도를 도출하였고, 이를 사회 문화적 현상과 연결시켜 결과를 해석하였다. 이처럼 최근에는 빅데이터에 대한 학계의 관심이 높아지면서 빅데이터를 사용한 트렌드 분석 혹은 인공지능 툴을 도입한 트렌드 분석 및 예측 모델 구축에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 하지만 머신러닝을 활용하여 패션 이미지에서 속성값을 추출하기 위해서는 패션 분야 전문가들이 직접 태깅한(manually tagging) 데이터 셋(data set)이 머신러닝 학습에 필요하다는 어려움이 존재한다(Gu et al., 2020). 패션 속성값이 태깅된 대용량의 패션 데이터 셋이 무료로 배포되기도 하지만, 일관된 분류체계를 가지고 있지 않고, 데이터 셋의 50% 이상에 오류가 포함되어 있다는 한계점이 있다 (Shi et al., 2021).

빅데이터를 기반으로 한 트렌드 분석은 과거에 등장했던 패션 상품 속성의 빈도를 계량화하고 문서화하여 과거의 패션 트렌드 추이를 연구하는데 유용한 도구로 사용할 수는 있지만, 분석 결과는 여전히 패션 업계 실무자와 의류학 연구자들의 해석을 필요로 하고 있다 (Getman et al., 2021; Zhao et al., 2021). 나아가 인공지능 기술의 발전으로 빅데이터를 인공지능 모델에 학습시켜 미래의 트렌드를 예측할 수 있는 '트렌드 예측 모델' 또한 학계에서 많이 개발하고 있지만, 패션 트렌드를 예측하는 것은 아직 어려운 실정이다 (Ma et al., 2020; Zhao et al., 2021). 실무자들과 연구자들 모두 점점 더 복잡해지는 패션 트렌드를 파악하기 위해 디자이너나 연구자의 직관(intuition)이 아닌 데이터에 근거해 의류 속성(e.g., 아이템, 스타일, 디테일, 실루엣, 컬러, 패턴&프린트 등)에 관한 트렌드를 파악하고자 하는 니즈가 생겨나고 있지만 아직 이와 관련된 연구는 부족한 상황이다 (Zhao et

al., 2021). 그림에도 다양한 비정형 데이터를 응용하여 패션 트렌드를 예측하고자 하는 연구는 계속되고 있으며, 소셜미디어와 온라인상의 대규모의 데이터 셋에서 의미를 찾고 이해하는 것은 패션 산업을 혁신하게 될 것이다 (Gu et al., 2020; Mall et al., 2022).

#### 4. 런웨이 컬렉션과 패션 트렌드

패션 산업에서 패션 브랜드는 가격과 품질에 따라 피라미드형으로 나눌 수 있다. [그림 05]에서 제시한 것처럼, 패션 브랜드는 오트쿠튀르(haute couture), 럭셔리 패션(luxury fashion) 브랜드, 럭셔리 패션 브랜드와 유명 디자이너 브랜드의 세컨드 라인인 디퓨전(diffusion) 브랜드, 브릿지(bridge) 브랜드, 매스(mass; 대중) 브랜드로 구분된다 (Lin et al., 2013; Saviolo & Testa, 2002). 가장 상위에 위치한 오트쿠튀르와 럭셔리 패션 브랜드가 하이엔드 패션 브랜드로 묶이며(박연진, 2021; 장세윤, 2021), 하이엔드(high-end) 패션 브랜드는 본 시즌 6개월 전에 개최되는 세계 4대 패션 위크(Fashion Week)에서 신상품을 선보인다 (Corona & Godart, 2010). 런웨이 컬렉션을 바탕으로 WGSN과 같은 트렌드 정보 기관에서는 다가올 시즌의 패션 트렌드 리포트를 발행하는데, 런웨이 컬렉션과 패션 트렌드 리포트는 대중적인 브랜드의 패션 상품 기획에 사용된다 (양윤정 & 김미현, 2019; 이은숙 & 김새봄, 2011).



[그림 05] 패션 브랜드의 시장 세분화

Reprinted from Lin et al. (2013). p. 298

일반적으로 뉴욕에서 시작하여 파리에서 끝나는 4대 패션위크는 런웨이 컬렉션(runway collection)으로도 알려져 있으며, 다가오는 시즌의 pret-a-porte 의류를 선보인다 (Choi et al., 2021; Entwistle & Rocamora, 2006). 전통적으로 런웨이 컬렉션은 2월과 3월에 F/W 시즌 상품을 선보이고, 9월과 10월에 S/S 상품을 선보이는 형태로 1년에 2번 신상품을 출시하였다 (Cafaro, 2020). 하지만 대중 소비자들이 접하는 정보가 많아지며 새로운 패션 스타일을 요구하는 소비자들이 많아짐에 따라 더욱 다양한 패션 상품을 소비자에게 제시할 필요가 생겨나게 되었다 (김성은, 2018). 그 결과 일부 브랜드에서는 컬렉션을 S/S, F/W 2개의 시즌이 아니라 1년에 4개의 시즌으로 분리하여 새로운 컬렉션을 제시하고 있다. 이렇게 시즌 사이에 출시되는 컬렉션(inter-seasonal)으로는 봄과 여름 사이(5~7월)에 출시되는 리조트 컬렉션(resort collection)과 F/W 시즌 직전(12~1월)에 출시되는 프리폴 컬렉션(pre-fall collection)이 있다. 하이엔드 브랜드에서

출시하는 시즌 간 컬렉션은 본 시즌(S/S, F/W)보다 상업성이 높은 상품들을 출시하며, 판매 기간도 더 길다. 가령 12월~1월에 출시되는 pre-fall 컬렉션의 경우 6월~7월부터 실제 매장에서 판매를 시작해서 F/W 시즌 상품이 판매되는 기간 동안에도 계속해서 판매가 이루어지기 때문에 (Dhillon, 2017; Fury, 2015), 브랜드 수익의 많은 부분을 차지하고 있다 (김성은, 2018; Fury, 2015).

과거 하이엔드 브랜드의 런웨이 패션쇼는 바이어, 프레스, 각 브랜드의 VIP 고객 등 제한적인 관객에게 의상을 선보이는 형태로 진행되었다. 하지만 현대의 패션쇼는 다양한 무대 효과를 사용하고 여러 예술 장르와 유기적으로 협업하는 형태로 진행되며, 단순히 의상을 보여주는 것이 아니라 브랜드의 철학과 아이덴티티까지 전달하는 새로운 형태로 변화하게 되었다 (강수정 & 전재훈, 2022; 양윤정 & 김미현, 2019; 이은숙 & 김새봄, 2011; 정민아 & 간호섭, 2020; 조우인 & 서승희, 2014). 특히 2010년 이후 소셜 미디어의 발전으로 패션쇼에서도 소셜 미디어를 적극 활용하기 시작하면서 런웨이 패션쇼는 단순히 새로운 의상을 보여주는 것을 넘어, 의상, 모델, 조명, 무대 등이 다양한 예술 분야와 결합한 종합예술로서의 경향이 나타나고 있다 (Lee, 2017).

한편 4대 패션위크 런웨이 컬렉션이 현대 사회에서 패션 트렌드의 중심에 있는지에 대해서는 서로 상반되는 견해가 존재한다. 앞서 살펴본 것처럼 런웨이 컬렉션은 패션 트렌드의 중요한 동인(driver)이며, 대중 패션 브랜드의 상품 기획 과정에 필수적인 트렌드 정보이기도 하다. 나아가 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션은 여전히 패션 트렌드를 이끌고 있으며, 소비자의 취향에 대한 인사이트를 제공하고 다가오는 시즌을 효과적으로 준비할 수 있도록 도와준다는 의견이 여전히 존재한다 (Choi et al., 2021; Kim & Lee, 2019; Zhao & Min, 2019). 하지만 일각에서는 이와는 상반된 의견도

존재한다. 2010년 초 패스트 패션의 등장은 패션 분야에 파괴적인 영향을 가지고 오며 런웨이 패션쇼의 영향력을 감소시켰다 (Pinchera & Rinallo, 2021). ZARA와 H&M과 같은 패스트 패션 기업은 소비자의 빠르게 변화하는 취향과 선호를 충족시키기 위해 전통적인 시즌에 기반하여 상품을 출시하지 않고 짧은 주기로 끊임 없이 신상품을 출시하고 있는데 (Shi et al., 2021), 이러한 상황 속에서 4대 런웨이 컬렉션은 더이상 패션 트렌드의 중심이 아니라는 의견이 등장하기도 하였다.

## 5. 온라인 플랫폼 인기 상품(best item)과 패션 트렌드

새로운 트렌드는 점진적으로 많은 사람들에게 퍼져나가며, 한 시즌의 지배적인(dominant) 트렌드는 대중소비자들에게 채택되는 패션 스타일을 의미한다 (Crane, 1997). 유사한 맥락에서, 패션은 아무리 이성적으로 합당한 디자인이라 할지라도 대중에게 받아들여지지 않는다면 성공한 패션으로 인정받지 못한다 (김민자, 2013). 그렇기 때문에 베스트 아이템 (best item; 인기 상품)은 대중이 관심을 가지고 구매를 하는 상품으로, 대중 소비자 집단의 지배적인 패션 트렌드를 보여준다고 할 수 있다.

소비자의 구매 행동과 관련한 다양한 데이터를 수집하고 이에 기반하여 베스트 아이템을 선정할 수 있게 되면서 온라인 쇼핑 플랫폼에서는 다양한 정보를 반영하여 베스트 아이템을 선정하고 관리할 수 있게 되었다. 가령 국내 최대 규모의 온라인 패션 전문 플랫폼 무신사의 경우 상품 매출, 판매 수량, 상품 조회 수, 작성 후기 수를 반영한 공식에 근거해서 일간, 주간, 월간 베스트 아이템을 선정하며 (Musinsa, 2023), 더블유컨셉(Wconcept)은 구매량, 리뷰 수, 반품률 등 자사 기준에 따라 일간, 주간, 월간 베스트

아이템을 선정하고 관리하고 있다 (Wconcept, 2022). 이처럼 베스트 아이  
템은 단순히 높은 매출을 기록한 제품이 아니라 다양한 정보가 반영되어 산  
출되는 것으로, 특정 기간 동안의 주요 트렌드를 함께 보여주는 지표인 것  
이다.

### 1) 인기 단서가 소비자 행동에 미치는 효과

인기 단서는 광고, 오프라인 및 온라인 쇼핑 환경 등 소비자들이 구매  
를 하는 공간에서 널리 사용되고 있으며, 인기 단서는 제품에 대한 소비자  
의 관심을 나타내는 단서로 정의할 수 있다 (Wu & Lee, 2016). 인기 단서  
는 지각된 품질을 향상시키고(Dean, 1999; Jeong & Kwon, 2012), 긍정적  
인 태도를 이끌어 내고(Myers & Sar, 2013; Viglia et al., 2014), 구매 의  
도 및 판매를 증가시키는 것이 선행 연구들을 통해 밝혀졌다 (Kao et al.,  
2021; Myers & Sar, 2013; Park et al., 2007; Sorensen, 2007). 실제로 온  
라인으로 값비싼 패션 상품을 구매할 때, 인기 단서를 위험 감소 전략으로  
사용하여 브랜드 품질에 대한 불확실성을 제거하였으며, 인기 단서는 소비  
자가 품질을 추론할 수 있는 휴리스틱(heuristic) 단서로 작용하여 상품의  
사회적 검증을 제공하고 브랜드에 긍정적인 태도를 형성하는 등 대중 소비  
자의 상품 구매에 큰 영향을 미치는 것이 밝혀졌다 (Yu et al., 2018).

인기 단서의 효과는 대표적으로 밴드왜건 효과(bandwagon effects)로  
설명된다. 밴드왜건 효과(bandwagon effect)는 사람들의 소비 행동이 대중  
적인 소비를 따르는 현상을 설명하는 것으로 대중적인 유행에 소비 수요가  
몰리는 것을 의미한다 (최재민, 2017). 즉 다른 사람들이 많이 살수록 소비  
를 자극하는 효과를 의미하며, 일종의 모방소비라고 해석될 수 있는 또 다

른 형태의 비합리적인 소비 활동이라고 간주된다. 밴드왜건 효과에 따르면 다른 소비자들이 특정 상품을 구매하기 때문에 해당 상품의 수요가 증가하게 되며, 소비자들은 타인의 소비에 영향을 받아 제품이나 서비스 등을 구매하게 된다 (Leibenstein, 1950).

인기 단서는 특히 온라인 웹사이트 상에서 휴리스틱을 유발하여 제품에 대한 빠른 판단을 유도하며 소비자의 구매에 영향을 미치고 있다 (왕설영 & 박성복, 2021). 온라인 쇼핑 환경은 오프라인보다 더 빠르고 편리하게 제품을 탐색할 수 있는 쇼핑 환경을 제공해 준다. 하지만 온라인 환경에서 소비자들이 마주하는 선택의 폭과 정보의 양은 오프라인 쇼핑 환경과는 비교도 할 수 없을 정도로 크기 때문에 소비자들은 선택 과정에 있어서 인지적인 과부하를 겪기도 한다 (윤남희 외., 2019; Bellini et al., 2023; Ok et al., 2019). 그 결과 온라인 환경에서 소비자들은 '베스트 아이템'과 같은 외부 신호에 의존하고, 다른 소비자의 구매 행동을 따르는 경향이 생기는데 (Agarwal et al., 2019; Wu & Lee, 2016), 이러한 환경에서 밴드왜건 효과는 더 크게 나타나게 된다. 소비 활동에 있어서 대중에게 밴드왜건 효과가 나타나는 현상은 시대의 변화가 과거보다 빠르게 진행되고 있는 현대 사회에서 트렌드에 뒤처지지 않으려는 사람들의 소비심리가 반영된 것이기도 하다 (최철환 외., 2021).

온라인상에서 인기 단서의 효과는 검증된 바 있다. 호텔 예약 플랫폼에 나타난 호텔 인기 순위는 소비자들이 호텔을 평가하고 예약할 때 영향력을 미쳤으며, 리뷰의 내용과 무관하게 플랫폼 내에서 '인기' 있는 호텔은 소비자들의 태도에 긍정적인 영향을 미쳤다 (Viglia et al., 2014). 이러한 연구 결과는 인기 순위에서 드러나는 '인기' 그 자체가 소비자의 긍정적인 태도에 영향을 미친다는 것을 의미한다 (Viglia et al., 2014).

이처럼 인기 신호는 잠재적 구매자들에게 많은 사람들이 특정 제품을

구매했음을 알리며 제품에 대한 사회적 검증을 제공한다. 패션 상품에 있어서도 인기 단서의 효과가 검증되었는데, 인기 있는 패션 아이템은 대중소비자들 사이의 지배적인 트렌드를 반영하기 때문에, 소비자들은 인기 상품을 구매하면 트렌드에 맞지 않을 위험이 줄어들 것이라 생각하기 때문이다. 비록 인기 상품을 구매하면 동일한 상품을 착용한 타인을 마주칠 위험, 즉 외관의 충돌 위험이 높아질 수 있다는 부정적인 효과도 예상되지만, 다수의 연구에서 패션 아이템의 인기가 성공을 결정한다는 것이 입증되었다 (Kao et al., 2021; Sproles & Burns, 1994; Yu et al., 2017). 소비자의 취향이 다양해지면서 패션 트렌드도 다원화된 양상을 보이지만, 그럼에도 불구하고 다수의 선행 연구에서 베스트 아이템의 중요성을 지지하고 있다 (Sproles & Burns, 1994; Yu et al., 2017). 즉 베스트 아이템은 웹사이트 상에서 제품이 트렌드에 부합하며 다수의 선택을 반영했을 것이라는 인지적 추론을 유발하여 제품에 대한 빠른 판단을 유도해 소비자의 구매 결정으로 이어지는 역할을 하는 것이다 (왕설영 & 박성복, 2021; Kao et al., 2021).

인기 단서의 밴드왜건 효과는 온라인 패션 플랫폼에서도 유사하게 나타날 것이라 유추할 수 있다. 온라인 패션 플랫폼을 포함한 온라인 쇼핑 시장의 규모가 계속해서 성장함에 따라 온라인상의 베스트 아이템은 트렌드에 뒤처지기 싫은 소비자들의 심리를 자극해 대중 소비자의 구매에 영향을 미칠 것이다. 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 그 자체로 대중 소비자들에게 트렌드 정보를 제공하는 정보원의 역할을 하고있으며, 대중 소비자들 사이에서 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 더 많은 구매를 불러일으킬 것이다.

## 2) 온라인 플랫폼의 네트워크 효과

최근에는 온라인 플랫폼을 통한 거래가 활발해지고 있다 (이보한, 2020). 온라인 플랫폼은 소비자와의 접점에서 이들과 상호작용하며, 판매자와 소비자가 직접적으로 이어질 수 있도록 돕는 제반 환경을 의미한다 (이보한 2021; 이상규, 2010; Evans & Schmalensee, 2005). 온라인 플랫폼 사업자의 등장으로 소비자들은 빠르고 효율적인 거래를 할 수 있게 되었으며 플랫폼 사업자가 흩어져있던 수요와 공급을 연결시켜주는 중개자로 위치함에 따라, 소비자의 시간적 경제적 비용이 절감되고 거래의 편의성이 증가되었다. 동시에 기업 입장에서 온라인 플랫폼은 데이터 수집을 용이하게 해주며 소비자들의 니즈와 시장 상황을 즉각적으로 파악할 수 있게 해주었다 (Camargo et al., 2020).

온라인 플랫폼의 가장 큰 특징은 양면시장적 성격을 띠는 점이다. 양면시장은 연구자마다 그 정의에 대한 견해 차이가 있지만, 일반적으로 플랫폼 사업자가 최종 이용자들의 상호작용을 가능하도록 도우며, 서로 다른 면에 존재하는 이용자, 즉 판매자와 소비자를 연결시켜주는 시장으로 알려져 있다 (Rochet & Tirole, 2006). 이러한 플랫폼의 특성은 플랫폼을 이용하는 소비자의 네트워크 효과(network effect)를 유발한다 (Belleflamme & Peitz, 2018). 네트워크 효과란 특정 재화를 사용하는 사람이 많을수록 해당 재화의 가치도 커지게 되며 온라인상에서 네트워크를 형성해 다른 사람의 수요에도 영향을 준다는 의미이다 (민병준 외., 2020; Shapiro et al., 1999). 즉 네트워크 효과란 어떤 상품에 대한 개인의 수요가 다른 사람의 상품 선택 및 소비에 영향을 미치는 것을 의미하며, 나아가 개인이 누리는 효용이 다른 구성원의 선택, 규모, 다양성이나 네트워크 구조 등에 의해 좌우되는 현상을 의미한다 (민병준 외., 2020; McIntyre & Srinivasan, 2017).

앞서 설명한 밴드왜건 효과(bandwagon effect) 외에 스nob 효과(snob effect), 베블렌 효과(veblen effect) 모두 네트워크 효과로 설명되는 현상이다.

포스트 모더니즘의 도래로 현대사회는 어느 때보다 다양한 트렌드가 공존하고, 소비자들은 트렌드를 따르지 않고 개인의 관심과 성향에 따라 소비한다고 하지만 (Coulangeon, 2005), 한 시즌의 지배적인 패션 트렌드는 존재한다 (이동현, 2019). 한 시즌의 지배적인(dominant) 트렌드는 다수의 소비자들에 의해 대중적으로 채택되는 패션 스타일을 의미한다는 점에서 (Crane, 1997), 온라인 플랫폼의 베스트 아이템은 대중소비자들 사이에서 지배적인 패션 트렌드, 즉 대중적인 패션 트렌드를 반영한다고 볼 수 있다.

최근 컴퓨터 공학 분야와의 융합 연구로 패션 트렌드 예측을 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 패션 트렌드 예측은 미래의 스타일 트렌드를 구상하고 소비자의 욕구를 예측하는 작업으로 (Furukawa et al., 2029; Rousso, 2012), 런웨이 컬렉션에 등장한 다양한 패션 트렌드 중에 어떤 트렌드가 다가오는 시즌의 대중 시장에서 잘 팔릴지 분석하는 것을 포함하는 것이다. 데이터에 기반한 트렌드 예측은 보통 과거 기록을 활용하여 시장에 대한 통찰력을 높여 소비자의 취향을 이해하는 과정을 통해 트렌드 예측의 정확성을 향상시키기 때문에 (Brannon, 2010; Chaudhuri, 2018), 실제 대중 소비자의 구매 활동이 반영된 트렌드 정보를 사용하여 패션 트렌드가 어떻게 확산되는지 그 양상을 파악하는 것은 앞으로 트렌드 예측의 정확성을 향상시키는 데에도 중요하다. 하지만 패션 트렌드와 관련한 선행 연구들은 일반 대중 소비자들이 소비하는 패션 상품과 대중적인 패션 트렌드보다는 4대 패션위크 런웨이 쇼와 패션 리더(fashion leader)에 초점을 맞추고 있으며, 4대 패션위크 런웨이 쇼에 등장하는 아이템들과 패션 트렌드가 대중들에게 얼마나 수용되고 어떻게 반영되고 있는지에 관한 연구는 부족한 상

황이다. 따라서 본 연구에서는 대중적인 패션 트렌드에 초점을 맞추어 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드가 대중 소비자들에게 어떻게 확산되고 있는지 연구하고자 한다.

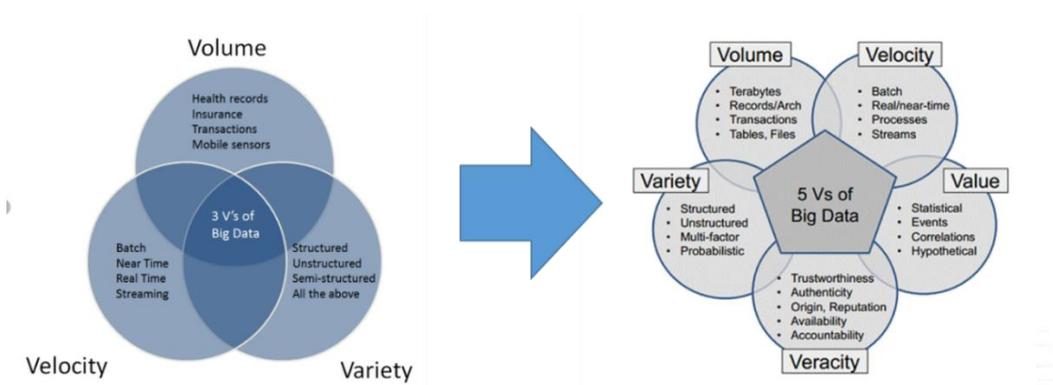
## 제 4절 패션 산업에서의 인공지능과 빅데이터 활용

본 절에서는 인공지능과 빅데이터를 활용한 패션 산업의 최신 기술과 패션 분야의 최근 연구 동향에 대해 살펴보았다. 먼저 주요 용어에 대한 개념 정의를 통해 연구에 사용되는 개념을 고찰하고, 패션 산업에서 빅데이터가 활용되며 새롭게 등장한 비즈니스 모델, 이로 인해 창출되는 경제적 가치에 대해 살펴보았다. 나아가 패션 분야 연구에서 빅데이터에 기반한 연구 사례를 검토하여 본 연구에서 사용하는 분석 방법에 대한 이해를 돕고자 하였다.

### 1. 인공지능 기술과 빅데이터의 개념

빅데이터와 인공지능 기술은 4차 산업혁명의 핵심 기술이다 (Ji et al., 2017). 인공지능(artificial intelligence, AI)은 인간의 학습 능력과 추론 능력, 지각 능력, 자연어의 이해 능력 등을 컴퓨터 프로그램으로 실현한 기술로, 인간의 지적 활동을 모방하기 위한 기술을 의미한다 (백승익 외., 2016). 현재 인공지능은 인간의 지능과 같이 복합적인 문제를 해결하고 판단할 뿐 아니라 예측까지 가능한 단계로 나아가고 있다. 인공지능 기술에 대한 전 세계 시장 수익은 2030년까지 크게 증가할 것으로 예측되며, 2024년 전 세계 인공지능 시장 규모가 5조 달러(한화 약 6,535조원)를 넘어설 것으로 전망된다 (Thormundsson, 2022). 이미 인공지능은 다양한 산업 분야에서 광범위하게 응용되고 있으며, 패션 산업에서도 다방면으로 변화를 주도하고 있다.

빅데이터(bigdata)는 일반적인 데이터베이스 소프트웨어가 저장, 관리, 분석할 수 있는 범위를 초과하는 큰 규모의 데이터를 의미한다. 빅데이터는 실시간으로 생성되는 대규모 데이터로 텍스트, 사진, 동영상 등의 비정형 데이터를 포함하고 있으며, 다양성을 지니고 있는 정보 자산이다 (Beyer & Laney, 2012). Laney(2001)는 빅데이터를 3V, 즉 크기(volume), 다양성(variety), 속도(velocity)라는 세 가지 차원으로 설명하였다. 최근에는 3V에 빅데이터 데이터의 품질을 설명하는 정확성(veracity)과 데이터 분석을 설명하는 가치(value)가 추가되어 5V, 즉 다섯 가지 차원으로 설명된다 (Silva et al., 2019) ([그림 06]).



[그림 06] 빅데이터를 설명하는 3V와 5V

Reprinted from Anuradha. (2015). p. 320

2011년 기준으로 최근 2년간 생성된 데이터의 양이 지난 10년간 생성된 데이터의 양보다 많으며 (Gantz & Reinsel, 2011), 2022년 기준 빅데이터는 전 년 대비 40%씩 증가하고 있어 2025년에는 총 163조 기가바이트(gigabyte)를 생성할 것으로 예측된다 (Thormundsson, 2022). 빅데이터는 미리 정의된 데이터 모델에 바로 사용할 수 있도록 일정한 형식을 갖추

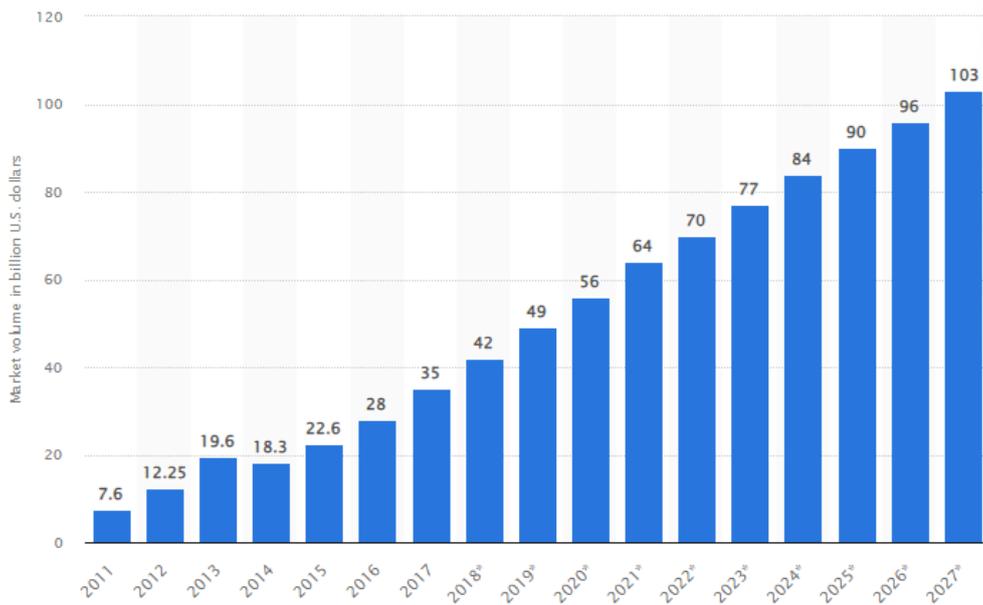
어 저장되는 정형 데이터(structured data)와 데이터 상의 변칙과 모호성이 높아 사전에 정의된 데이터 모델에 바로 투입시킬 수 없는 비정형 데이터(unstructured data)로 분류할 수 있다 (Baars & Kemper, 2008). 사람의 경험과 생각을 담은 소셜미디어 데이터나 다양한 정보를 전하는 트렌드 기사, 쇼핑물 이미지와 상품 설명, 런웨이 컬렉션 이미지 등 대부분의 실무 데이터는 비정형 데이터이며, 기술의 발전으로 비정형 데이터도 분석이 가능해졌다 (Gandomi & Haider, 2015; Gu et al., 2020).

인공지능은 빅데이터 분석의 핵심 기술로 방대한 양의 데이터를 분석하는 것을 가능하게 해주며, 비정형 데이터 셋에서 의미를 이해하고 분석하는 것은 산업을 변화시키고 있다 (김지은 & 이진화, 2018; Gu et al., 2020). 특히 인공지능 기술의 발달로 방대한 양의 정보를 이해하고 그 속에서 의미 있는 정보를 추출할 수 있게 되면서 빅데이터의 활용 범위가 넓어지게 되었다. 즉 빅데이터와 인공지능 기술은 상호보완적인 관계이며 불가분의 관계에 있다 (유성민, 2016).

## 2. 패션 산업에서의 빅데이터 활용

기술의 비약적인 발전은 산업 현장에서 디지털 트랜스포메이션(Digital Transformation, DT)이라는 변화를 가지고 왔다. 디지털 트랜스포메이션은 기업이 가진 정보를 디지털로 변환하여 혁신적이고 새로운 비즈니스 모델을 구축하고, 이를 통해 제품 생산 방식과 서비스 체계에 적용함으로써 새로운 방향으로 나아가고자 하는 기업 활동으로 정의 내릴 수 있다 (김하연 외., 2022). 특히 인공지능 기술의 발전으로 인해 빅데이터 분석이 주목받고 있는데, 빅데이터는 주로 트렌드 예측, 공급망 관리, 소비자 선호

도 및 감성과 같은 행동 분석 분야에서 사용되고 있다. 산업에서 빅데이터는 인공지능 및 정보 통신 기술을 융합하여 제품의 전략적인 판매에 대한 의사결정을 하는데 도움을 주고 있으며, 빠르게 변화하는 시장과 소비자에 대한 이해를 도와주고 있다 (서상우, 2018; Bertola & Teunissen, 2018). Statista(2022)의 조사에 따르면 2022년 글로벌 빅데이터 시장은 700억 달러 (한화 약 92조원)으로 상승하였고, 2027년까지 1,030억 달러 (한화 약 116조)로 성장할 전망이다 이는 2018년도의 2배에 이상에 달하는 규모이다. 이러한 결과는 빅데이터가 전 산업 분야에 미치는 영향이 강조되고 있음을 보여준다 ([그림 07]).



[그림 07] 전 세계 빅데이터 시장 규모

Reprinted from Statista. (2022). Adapted from [statista.com/statistics/254266/global-big-data-market-forecast/](https://www.statista.com/statistics/254266/global-big-data-market-forecast/)

패션 산업에서도 디지털 기술을 도입하여 제품 기획부터 판매까지 고효율을 가져다 줄 수 있는 디지털 트랜스포메이션에 많은 관심을 가지고 있으며, 최근 들어 패션 산업에서도 인공지능 기술과 이를 기반으로 한 빅데이터 분석 기술이 기업의 성패를 가르는 중대한 가치로 떠오르고 있다 (홍유담, 2021). 패션 기업들은 데이터 마이닝, 머신러닝과 같은 인공지능 기술을 활용하여 고객의 의견을 청취하고, 마케팅 커뮤니케이션을 개인화하거나 고객을 마이크로 세분집단으로 분류하여 차별화된 마케팅을 제공한다 (Chiang & Yang, 2018; Jeong, Yoon & Lee, 2017; Wang et al., 2012). 특히 이미지와 텍스트 등의 비정형 데이터 분석에 필요한 기술이 급진적으로 발전하면서 패션 업계도 ‘데이터에 기반한 의사결정’이 가능해졌고, 앞으로의 시장 상황을 더 정교하게 예측할 수 있게 되었다 (서상우, 2018; Bertola & Teunissen, 2018). 예를 들어, 글로벌 SPA 브랜드인 ZARA와 H&M은 고객의 변화를 빠르게 파악하기 위해 빅데이터 분석에 투자를 확대하고 있으며 (Nikolopoulos, 2022), 국내 기업의 경우 클라우드 기반의 빅데이터 분석을 통하여 소비자의 취향에 따라 패션 상품을 추천하는 온라인 패션 테크 기업들의 성장세가 두드러지고 있다 (박수호 외., 2023). 대표적으로 무신사(www.musinsa.com)의 경우 사용자의 행동 데이터를 추적 분석하여 관심사를 파악하고 타게팅을 정밀화하여 마케팅 효율을 높였다 (김묘환, 2023). 또한 오프라인 중심의 사업을 전개하던 이랜드(Eland)는 코로나가 시작되자 빠르게 온라인 사업으로 전환하고, 빅데이터에 기반해서 트렌드를 분석해 상품을 기획한 결과 2022년 매출이 전년 대비 30.83% 증가한 성과를 얻기도 하였다 (오진실, 2023). 이처럼 패션 산업에서도 빅데이터 분석 기술은 기업의 핵심 역량으로 자리잡았으며, 빅데이터 분석 시스템을 기반으로 새로운 비즈니스 인사이트를 도출하여 경쟁사 대비 우위를 선점하고, 경쟁브랜드와의 차별화된 경영 전략을 구축할 수 있게 되었다

(김지은 & 이진화, 2018).

### 3. 빅데이터 분석에 기반한 패션 분야 연구

빅데이터는 기존의 조사에서 사용했던 설문 척도나 질문지법에서의 측정 제약을 벗어나 컴퓨터 프로그램을 통해 비정형 데이터 속의 정보를 정량화 시킬 수 있어서 학계에서도 빅데이터를 사용한 연구를 활발하게 진행중에 있다 (Moon & Kamakura, 2017). 이러한 학계의 흐름은 패션 분야의 연구자들이 컴퓨터 공학(computer science) 분야의 연구자들과의 융합 연구를 이끌었으며, 국내외 연구자들은 빅데이터를 활용한 다양한 패션 분야의 연구를 진행하였다. 이와 관련된 국내외 의류학 분야의 연구는 텍스트 데이터를 활용한 연구와 이미지 데이터를 활용한 연구로 분류할 수 있다.

먼저, 비정형 텍스트 데이터를 사용한 연구는 다음과 같다. Blasi et al. (2020)은 소비자들의 패션과 친환경성 개념 간의 관계를 알아보기 위하여 트위터에서 수집한 텍스트 데이터를 분석하여 럭셔리 브랜드가 친환경적 가치 지각과 상관관계가 있음을 발견하였다. 또한 텍스트 마이닝과 네트워크 분석을 통해 코로나 19 팬데믹 이후 패션과 관련한 소비자의 인식 변화를 살펴보기도 하였으며 (최영현 & 이규혜, 2020), 소셜 미디어 데이터를 사용하여 뉴트로(Newtro) 패션에 대한 소비자들의 인식을 연구하기도 하였다 (성광숙, 2020). 그 외에도 패션 상품 혹은 패션 산업과 관련한 소비자의 인식을 연구들이 다수 있다 (한기향, 2019; 허준석 & 이은정, 2019).

다음으로 비정형 이미지 데이터를 사용한 연구는 다음과 같다. AbdelFattah et al. (2017)은 인스타그램 앱에서 50개의 패션 브랜드 이미지들 중에 가장 많은 좋아요(like)를 받은 상위 20개의 브랜드 이미지를 사

용하여 감성 분석과 오피니언 마이닝(opinion mining)을 수행하여 사회적 가치를 측정할 수 있는 감성 분석 도구를 개발하였으며, Zhao et al. (2021)은 런웨이 이미지 데이터를 사용하여 특정 시즌 동안에 나타난 트렌드 키워드의 빈도를 계량화 하여 특정 시즌의 트렌드를 분석하였다. 또한 Getman et al. (2021)은 보그(Vogue) 런웨이 이미지 데이터를 사용하여 약 20년 동안 특정 아이템(야구 모자)의 출현 빈도를 파악하였고, 사회 문화적 현상과 관련하여 결과 데이터를 해석하여 사회 문화적 현상이 특정 아이템의 출현 빈도에 영향을 미친다는 것을 확인하였다.

이미지는 시각 정보이기 때문에 색상, 도형 등의 정보를 포함하고 있으며, 텍스트보다 풍부한 정보를 제공할 수 있다 (홍택은 외., 2016). 하지만 텍스트 데이터를 사용한 연구에 비해 이미지 데이터를 사용한 연구는 많지 않은데, 비정형 이미지 데이터를 연구에 사용하기 위해서는 대규모의 패션 데이터 셋(data set)이 마련되고, 패션 데이터를 대표하여 표현할 수 있는 속성 학습이 선행되어야 하기 때문이다 (Gu et al., 2020; Klostermann et al., 2018). 특히 연구의 정확도를 높이기 위해서는 패션 분야에 특화된 속성값이 태깅(tagging)된 대량의 데이터셋(dataset)이 필요하지만, 일관된 분류 체계를 바탕으로 이미지 데이터셋을 구축하는 것은 쉽지 않다 (Seo & Shin, 2018b).

최근 인공지능 기술의 발전으로 방대한 양의 패션 이미지를 연구에 사용할 수 있게 되었다. 특히 머신러닝 기술의 발전으로 패션 이미지에서 실루엣, 디테일, 컬러 등과 같은 구체적인 의류 속성의 속성값도 추출할 수 있도록 성능이 향상되었는데, 머신러닝 기술을 토대로 추출한 텍스트 형태의 속성값은 패션 이미지 데이터의 정량적 분석을 가능하게 한다 (김혜진, 이명구, 2021; Gu et al., 2020). 하지만 머신러닝을 활용하여 패션 이미지에서 속성값을 추출하기 위해서는 일관된 분류체계를 기준으로 의류 속성값을

학습시킨 대규모의 데이터 셋이 머신러닝 학습에 필요하다는 어려움이 존재한다 (Gu et al., 2020). 이미지 인식 기술의 성능이 개선되고 머신러닝을 활용한 이미지 분석 연구가 증가함에 따라 패션 속성값이 태깅된 대용량의 패션 데이터 셋이 배포되기도 하였다. 예를 들어 Deepfashion 데이터 셋의 경우, 온라인 패션 쇼핑몰과 소셜 미디어의 패션 사진을 수집해 구축한 데이터 셋으로, 289,222장의 패션 사진에 1천여 개의 패션 속성이 태깅된 데이터 셋이다 (Liu et al., 2016). 이 외에도 인스타그램에서 수집한 이미지에 의류 속성, 위치 정보, 시간 정보가 라벨링된 27,000장의 이미지 데이터 셋인 Streetstyle-27K와 (Matzen, 2017), 데일리룩, 인플루언서, 온라인 쇼핑몰에서 수집한 50만 장의 의류 사진에 연구자들이 직접 개발한 패션 온톨로지(ontology)로 라벨링을 한 패션 데이터 셋인 Fashionpedia 등이 있다 (Jia et al., 2019).

한편 보유한 이미지 데이터에 의류 속성을 직접 라벨링을 해서 이미지 데이터 셋을 구축할 수도 있다. 구글 클라우드 비전 API (Google Cloud Vision API)에서 제공하는 AutoML 개발 도구를 사용하여 이미지 속 의류 정보에 대한 데이터를 직접 라벨링함으로써 이미지 데이터 셋을 구축할 수 있다 (박해영 외., 2019). 또한 국내 패션 테크 기업에서 개발한 패션 이미지에 특화된 AI 기반 프로그램을 사용하여 자동으로 이미지에 태깅을 할 수도 있다. 이 프로그램은 이미지 속 패션 상품을 인식하고 태그를 달아주는 인공지능 기술을 기반으로 이미지 속 제품의 아이템 카테고리, 색상, 길이, 소재, 스타일 등 13가지 속성을 태깅해주는데, 의류 속성 라벨에 대한 별도의 학습 과정 없이 이미지 태깅이 가능하며, 결과값으로 도출된 속성 정보도 연구자가 변경할 수 있기 때문에 패션 이미지 분석을 위한 연구에 적합하다.

## 제 3장 연구 1: 패션 트렌드 정보 확산과 활용에 관한 데이터 분석

본 장에서는 4대 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서들의 착장, 베스트 아이템 데이터를 기반으로 런웨이 컬렉션과 대중 패션 트렌드 사이의 관계성을 아이템, 실루엣, 디테일 속성을 중심으로 살펴보았다. 이를 통해 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드가 대중 소비자에게 확산되고 수용되는 과정을 이해하고자 한다. 제 1절에서는 연구문제를 제시하였고, 제 2절에서는 연구 절차와 연구 방법에 대해 서술하였다. 마지막으로 제 3절에서는 연구의 결과를 제시하고 제 4절에서 이에 대해 논의하였다.

### 제 1절 연구문제

해외 4대 런웨이 컬렉션처럼 패션 트렌드를 주도하는 집단은 존재한다. 하지만 현대 사회는 정보 통신 기술의 발전과 소셜 미디어의 활성화로 온라인 상에서 네트워크를 이루고 있으며, 패션 트렌드 정보 또한 온라인상에서 빠르고 넓게 퍼져나가고 있다. 특히 대중 소비자들의 의견 형성에 패션 인플루언서와 같은 오피니언 리더들이 미치는 영향력이 커지고 있다. 그렇기 때문에 런웨이 컬렉션이 대중적인 패션 트렌드로 확산되고 대중 소비자들이 이를 수용하는 과정에도 변화가 생겼을 것이다.

연구 1에서는 패션 이미지 데이터마이닝을 통해 패션 트렌드 정보가 확산되는 방식을 연구하고자 한다. 이를 위해 2022년 F/W 시즌의 런웨이

컬렉션 이미지, 패션 인플루언서들의 착장 이미지, 대중적인 패션 트렌드를 반영하는 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 이미지를 기반으로 런웨이 컬렉션과 대중 패션 트렌드 사이의 관계성을 아이템, 실루엣, 디테일 속성을 중심으로 살펴보고자 한다. 나아가 패션 이미지를 기반으로 패션 인플루언서들이 대중적인 패션 트렌드에 미치는 영향을 살펴보고자 한다.

패션 트렌드에 대한 정량적인 접근은 대용량의 패션 트렌드 정보에 등장하는 의류 속성값의 빈도를 계량화하고 문서화하여 특정 패턴을 연구하는데 유용하며, 패션 트렌드 확산에 영향을 미칠 수 있는 다양한 요인들을 데이터화 하여 함께 고려할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 그렇기 때문에 이미지 데이터에 기반하여 정량적으로 분석하는 것은 패션 트렌드의 패턴을 이해하고 트렌드 확산에 영향을 미치는 여러 요인들간의 관계를 해석하기에 적합한 접근 방법이라 생각된다.

이에 연구 1의 연구문제는 다음과 같다.

**[연구문제 1]** 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼 베스트 아이템의 아이템 속성값을 분석하여 2022년 F/W 시즌 패션 아이템 트렌드의 확산을 연구한다.

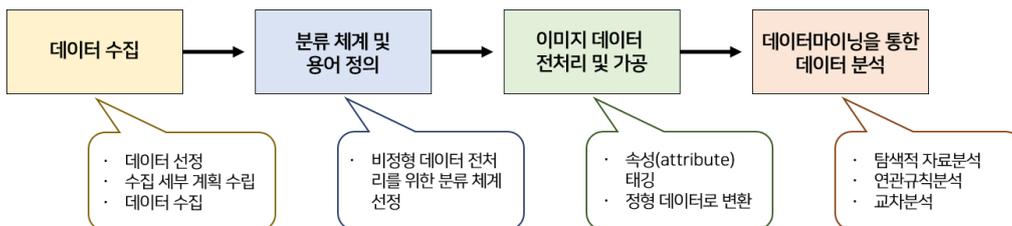
**[연구문제 2]** 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼 베스트 아이템의 실루엣과 디테일 속성값을 분석하여 2022년 F/W 시즌 실루엣/디테일 트렌드의 확산을 연구한다.

**[연구문제 3]** 패션 인플루언서의 착장이 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 형성에 미치는 영향을 분석한다.

## 제 2절 연구절차 및 방법

### 1. 연구 절차

연구 1의 절차는 다음과 같다. 먼저 연구 대상에 해당하는 데이터를 선정하여 수집한다. 그 후 분류체계를 선정하여 비정형 이미지 데이터를 정형화된 메타데이터(metadata)로 변환하는 과정을 거치고, 마지막으로 Python 프로그램에서 데이터마이닝(data-mining) 분석을 통해 연구문제를 해결한다 [그림 08].



[그림 08] 연구 1의 절차

#### 1) 데이터 수집

본 연구를 위해 4대 런웨이 컬렉션 리포트 및 이미지, 패션 인플루언서 착장 이미지, 국내 패션 플랫폼의 베스트 아이템 이미지를 수집하였다. 수집한 데이터의 형태 및 출처를 요약하면 다음과 같다 ([표 02]). 또한 [그림 09]는 본 연구에서 수집한 데이터가 생성되는 시기를 보여주고 있다.

[표 02] 연구 1에서 수집한 데이터에 관한 정보

대상	출처	데이터 형태	수집 절차
런웨이 컬렉션	WGSN	비정형데이터	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2022년 pre-fall 및 F/W 시즌 트렌드 리포트 수집</li> <li>• 브랜드 선정 후 2022년 pre-fall 및 F/W 시즌 브랜드 런웨이 이미지 수집</li> </ul>
소셜 미디어 인플루언서	인스타그램	비정형데이터	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 패션 인플루언서 9인 선정 후 게시물 수집 (2022년 8월~2023년 2월)</li> </ul>
대중 패션 트렌드	무신사	비정형데이터	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 주 1회 여성복 주간 베스트 아이템 상위 20위 수집</li> </ul>
	W컨셉		



[그림 09] 연구 1에 사용되는 데이터의 생성 시기

런웨이 컬렉션은 본 시즌보다 약 6개월 전에 공개되는데, 2022년 pre-fall 컬렉션의 경우 2021년 12월~2022년 1월에, 2022년 F/W 컬렉션은 2022년 2월~3월에 공개된다. 본 연구는 2022년 F/W 시즌을 연구

대상으로 하지만 2022년 pre-fall 시즌의 컬렉션도 함께 수집하였다. pre-fall 시즌 컬렉션은 F/W 시즌 전에 출시되지만, F/W 시즌에 걸쳐 판매를 진행하며 F/W 런웨이 컬렉션보다 상업적인 상품을 많이 출시하기 때문에 함께 분석하는 것 의미 있을 것이라 판단하였기 때문이다 (김성은 & 하지수, 2018; Choi et al., 2021).

2022년 F/W시즌 런웨이 컬렉션이 공개되고 약 6개월 후, 대중(mass) 시장에도 2022년 F/W 시즌 상품이 출시된다. 패션 인플루언서들은 팔로워들에게 새로운 상품이나 트렌드를 전달하는 오피니언 리더이기 때문에 신상품이 출시되는 8월부터 새로운 상품을 게시물을 통해 대중들에게 보여줄 것이라 판단하여 2022년 8월부터 2023년 2월 사이에 포스팅된 게시물을 수집하였다. 하지만 대중 시장에 신상품이 출시된 후 대중 소비자들의 소비로 이어지는 데에는 일정 시간이 필요하다고 생각하여 대중 소비자들이 실제로 2022년 F/W 시즌 상품을 소비하는 기간을 본 연구에서는 2022년 9월부터 2023년 2월까지로 설정하였다. 베스트 아이템 데이터는 2020년 9월부터 2023년 2월까지 주 1회씩 상위 20개의 아이템 데이터를 수집하였으며 연구에 필요한 기간의 데이터만을 선별적으로 사용하였다.

### **런웨이 컬렉션 이미지 수집**

본 연구는 2022년 pre-fall 시즌과 F/W 시즌의 트렌드가 반영된 런웨이 컬렉션 이미지를 수집하기 위해 먼저 WGSN에서 제공하는 2022년 pre-fall 시즌과 F/W 시즌 컬렉션에 대한 트렌드 리포트를 수집하였다. 수집한 트렌드 리포트는 pre-fall 시즌 17개, F/W 시즌 40개였으며, 트렌드 리포트에 삽입된 이미지의 경우 해당 이미지의 브랜드명이 텍스트 형태로 수집되었다. 연구를 위해 수집한 트렌드 리포트에서 높은 빈도로 언급된 브

랜드명을 도출하기 위해 수집한 트렌드 리포트를 대상으로 텍스트마이닝 분석을 수행하여 각각의 시즌에 언급이 많이 된 상위 9개의 패션 브랜드를 도출하였다. 그 후 2022 pre-fall과 F/W 시즌에 언급이 많이 된 브랜드의 룩북(look book) 이미지 혹은 런웨이 컬렉션 이미지를 수집하였는데, pre-fall 컬렉션의 경우 런웨이를 별도로 진행하지 않기 때문에 브랜드에서 공식적으로 제공하는 컬렉션 룩북(lookbook) 이미지를 수집하였다. 일부 브랜드는 여성복과 남성복 컬렉션을 같이 공개하기도 하였는데, 본 연구는 여성복만을 대상으로 하기 때문에 남성복은 제외하고 데이터 전처리를 진행하였다. 결과적으로 790장의 이미지가 전처리에 사용되었으며, 시즌 별로 트렌드 리포트에 등장한 브랜드와 언급된 횟수, 연구에 사용한 이미지 수는 다음과 같다 ([표 03]).

[표 03] 선정된 런웨이 컬렉션 브랜드 리스트 및 수집한 이미지의 수

2022 PRE-FALL			2022 F/W		
Brand	빈도	이미지 수	Brand	빈도	이미지 수
Jil Sander	45	51	Jil Sander	12	60
Stella McCartney	31	35	Louis Vuitton	12	47
MSGM	23	28	Stella McCartney	12	42
Burberry	20	37	Miu Miu	11	48
Dsquared2	20	66	Prada	10	54
Tory Burch	20	23	Versace	10	59
Ulla Johnson	20	33	Chloé	8	38
Versace	18	28	Dior	8	83
Chloé	17	17	Diesel	7	41
	합계	318		합계	472

WGSN은 세계 최대 규모의 패션 트렌드 정보 기업으로 시즌마다 4대 패션 위크 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드를 분석하여 리포트를 제공하고 있으며, 현재까지도 세계적인 패션 트렌드 조사 기관으로 인정받고 있다 (정다운 외., 2022; DuBreuil & Lu, 2020; Shi et al., 2021). 그렇기 때문에 WGSN은 특정 시즌의 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드를 분석하기 위한 적절한 정보 원천이라 판단하였다. WGSN의 패션 트렌드 리포트에서 언급이 많이 된 상위 9개의 브랜드를 추출하여 해당 브랜드의 런웨이 컬렉션 이미지 혹은 룩북을 수집하였기 때문에 런웨이 컬렉션에 나타난 패션 트렌드를 반영할 수 있는 대표성을 확보했다고 볼 수 있다.

#### **패션 인플루언서 착장 데이터 수집**

국내 패션 인플루언서를 선정하기 위해 인스타그램을 사용하는 20~30대 여성 43명에게 본인이 즐겨 보는 국내 패션 인플루언서를 직접 작성하도록 하여 패션 인플루언서의 계정 243개를 확보하였다. 이 중 무대 의상을 주로 취급하는 아이돌을 제외한 후 팔로워 수가 많은 상위 9개의 계정을 본 연구의 패션 인플루언서로 선정하여 공개 게시물을 수집하였다. 2022년 F/W 상품이 출시되는 시점인 2022년 8월부터 2022년 F/W 시즌이 끝나는 2023년 2월 28일 사이에 업로드 된 모든 게시물을 수집하였다. 결과적으로 4,261장의 이미지가 수집되었으며, 이 중에서 인플루언서의 개인 일상 등 착장과 무관한 사진은 제거하고 인플루언서의 착장이 드러난 사진만을 선별하여 분석에 사용하였다. 한 명의 인플루언서가 동일 착장을 여러 번 게시한 경우에는 대표 사진 한 장만 분석에 사용하였다. 그 결과 데이터 전처리에 사용된 사진은 총 829장이며, 선정된 패션 인플루언서 계정에 관한 정보와 함께 [표 04]에 제시하였다.

[표 04] 선정된 패션 인플루언서 계정에 관한 정보 및 게시물 수집 건 수

계정	팔로워 수	누적 게시물 수	수집한 게시물 수	수집한 이미지 수	수집한 패션 이미지 수
01	147만	5,149	178	1,009	167
02	118만	117	28	159	30
03	87.9만	493	66	359	46
04	82.8만	1,004	29	139	17
05	73.9만	4,470	160	840	207
06	67.6만	2,387	134	541	69
07	57만	546	14	91	17
08	54.1만	6,572	265	1,604	219
09	50.9만	417	36	186	57
합계				4,928	829

#### 베스트 아이템 데이터 수집

한 시즌의 지배적인 트렌드는 대중 소비자에게 의해 채택되는 패션 스타일을 의미하는데 (Crane, 1997), 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 (best item; 인기 상품)은 플랫폼 내에서 대중 소비자들이 관심을 가지거나 구매하는 상품으로 한 시즌의 대중적인 트렌드를 반영한다고 볼 수 있다. 동시에 베스트 아이템 데이터는 온라인상에서 다른 소비자의 구매 행동과 관련된 정보를 제공하는 정보원의 역할을 하기도 한다. 본 연구에서는 국내 온라인 패션 플랫폼인 무신사(www.musinsa.com)와 더블유컨셉(www.wconcept.co.kr)을 데이터 수집 채널로 선정하여 주간 베스트 아이템 정보를 수집하였다. 구체적으로, 2020년 9월부터 2023년 2월까지 주 1회 주간 베스트 아이템 상위 20개에 대한 대표 이미지 (썸네일;

Thumbnail), 상품명 등의 정보를 수집하였다. 무신사와 더블유컨셉 모두 여성복과 남성복을 모두 판매하는 플랫폼이지만, 플랫폼 내에서 고객의 성별을 여성과 남성으로 구분하여 베스트 아이템을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 여성 고객의 데이터만을 기반으로 선정된 베스트 의류 아이템을 수집하였다. 본 연구는 2022년 F/W 시즌을 대상으로 진행되었기 때문에 2022년 9월 1일부터 2023년 2월 27일 사이에 수집한 이미지를 주로 사용하였으며, 추가적인 분석이 필요한 경우 수집한 데이터 내에서 필요한 기간에 해당하는 데이터를 선별적으로 사용하였다 (2020년 9월~2021년 2월, 2021년 9월~2022년 2월, 2022년 8월). 결과적으로 본 연구에는 중복된 상품을 포함하여 총 2,800개의 상품에 대한 데이터가 사용되었다.

썸네일은 오프라인 매장의 제품 디스플레이와 같은 역할을 온라인상에서 하며 이용객들이 더 많은 정보가 있는 페이지로 이동하게끔 유인하는 역할을 하기 때문에 온라인 마케터들은 전략적으로 썸네일을 구성한다 (Cremer & Ma, 2017). 또한 썸네일 이미지는 소비자들의 호기심을 불러일으키며 소비자들이 제품에 대한 더 많은 정보를 탐색하고 구매로 이어지도록 유도하는 역할을 한다 (문상호 & 강태임, 2021; Cremer & Ma, 2017). 이처럼 썸네일 이미지에는 제품 판매를 위한 리테일러의 전략이 반영되어 있으며, 제품을 실제 구매로 전환시키는 중요한 역할을 하기 때문에 썸네일 이미지를 분석에 사용하였다.

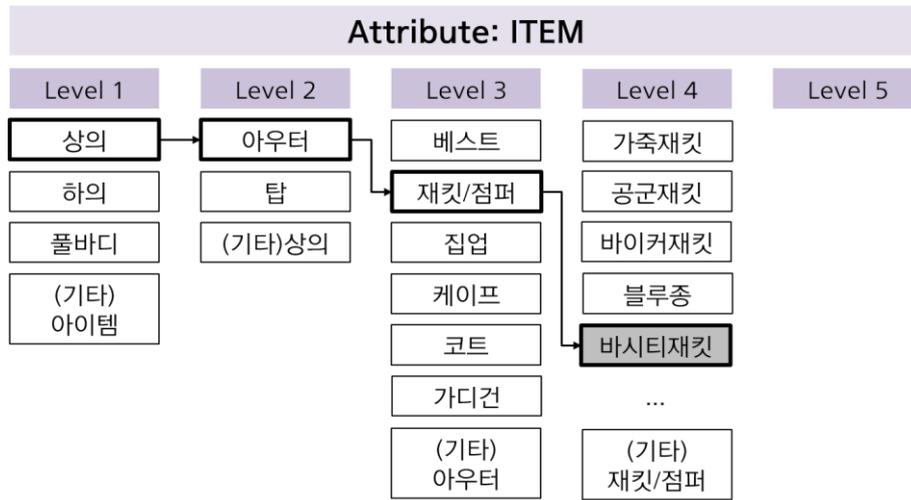
## 2) 분류 체계 및 용어 정의

대량의 패션 데이터를 통합하고 처리하기 위해서는 패션 분야에 대한 지식을 바탕으로 패션 상품의 속성(attribute)과 속성값(value)을 정의해야

한다 (장세운 외., 2022; Kuiler, 2014). 이를 위해 본 연구에서는 장세운 외(2022)의 연구에서 개발한 패션 말뭉치 사전에 기반하여 패션 이미지 속 의류 상품의 속성을 정의하여 비정형 이미지 데이터를 메타데이터화 하였다. 패션 말뭉치 사전은 7대 패션 속성(아이템, 실루엣, 디테일, 스타일, 패턴&프린트, 소재, 컬러)으로 이루어진 패션 말뭉치 사전이다. 하지만 본 연구에서는 이미지상에서 시각적으로 식별이 가능한 아이템, 실루엣, 디테일 속성값을 중심으로 연구를 진행하였다. 속성과 속성값, 그리고 연구 대상이 되는 아이템, 실루엣, 디테일 속성에 관한 정의는 다음과 같다.

#### ***의류 속성(attribute)과 속성값(value)***

인간의 지식을 컴퓨터 시스템이 이해할 수 있도록 가공하는 방법인 지식 표현 프레임워크에 따르면, 어휘들의 성질과 특성을 대표하는 특정 속성(attribute)은 이에 대응하는 속성값(value)으로 표현할 수 있다 (Lee, 2017). 패션 말뭉치 사전은 패션 상품의 특성을 규정하는 속성으로 아이템, 실루엣, 디테일, 컬러, 소재, 패턴, 프린트, 스타일을 사용하는데, 각각의 속성들은 하위 레벨을 가지며 레벨이 깊어질수록 더 세부적인 어휘를 포함하고 있다 (장세운 외., 2022). 예를 들어 속성이 아이템인 경우, 1레벨은 아이템이 신체의 어느 부분을 중심으로 걸쳐지는지에 따라 상의, 하의, 풀바디(full body)로 나뉘고, ‘상의’ 레벨은 다시 신체 위에 직접 입혀지는지, 혹은 옷 위에 겹쳐 입혀지는지에 따라 탑(top), 아우터(outer)의 2레벨로 나누어진다. 이는 다시 베스트, 재킷/점퍼, 집업, 케이프, 코트, 가디건으로 나뉘며 보다 하위 레벨인 4레벨에서는 3레벨의 ‘재킷/점퍼’ 보다 더욱 세부적인 속성값으로 나뉜다 ([그림 10]).



[그림 10] 패션 말뚝치 사전의 의류 속성과 속성값 예시

Adapted from 장세윤 외. (2022). p. 1149.

### 아이템, 실루엣, 디테일 속성

아이템이란 옷의 종류로 티셔츠, 재킷, 스커트와 같은 품목을 의미한다. 패션 말뚝치 사전에는 아이템 속성이 최대 5레벨까지 분류되어 있으며 총 419개의 대표 어휘를 포함하고 있다. 실루엣은 길이(length), 형태(shape), 맞춤세(fit) 등을 포함하는 의복의 외형적인 형태를 의미하며 (장세윤 외., 2022; Horn & Gurel, 1981), 의복의 길이, 핏(fit; 맞춤세), 소매 길이, 넥라인, 셰이프(shape), 소매 형태, 어깨 형태, 웨이스트라인이 실루엣 속성의 하위 레벨에 해당된다. 디테일은 의복 전체에 대하여 세부적인 부분을 의미하는데 (장세윤 외., 2022; Park & Choi, 2020), 아이템이 가지고있는 기본적인 구성 요소는 디테일 속성에 해당하지 않는다. 예를 들어 스웨트셔츠의 경우 아이템의 기본 구성 요소에 '소매 시보리'와 '밑단 시보리'가 포함되기 때문에 디테일 속성에 포함되지 않는다.

### 3) 이미지 데이터 전처리 및 가공

연구를 위해 수집된 모든 이미지는 텍스트 형태의 의류 속성값(value)으로 변환하여 연구에 사용하였다. 본 연구에서는 패션 이미지 속 아이템을 10여 가지 속성의 메타데이터로 변환시켜주는 AI 기반 프로그램을 사용해 수집한 패션 이미지에서 의류 속성값(의복의 카테고리, 아이템, 길이, top3 컬러, top3소재감, top3 스타일, 디테일 등)을 추출하여 메타데이터로 변환시켰다. 하지만 이 프로그램은 상하의가 동일한 색상으로 코디된 경우 길이, 아이템, 넥라인, 세이프, 길이 등을 인식하는 데 어려움이 있었다. 본 연구의 목적은 런웨이 컬렉션의 패션 트렌드와 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성을 보다 구체적으로 연구하는 데에 있기 때문에, 의류 속성값을 정확하게 태깅하는 것이 중요하다 판단하였다. 따라서 1차적으로 AI 프로그램을 사용해 수집한 이미지 속 패션 상품의 속성값을 태깅하고, 그 후 연구자가 AI 프로그램이 태깅한 속성값을 재검토하며 수정하였다. 마지막으로 패션 디자이너 경력을 보유한 다른 연구자가 검토하며 수정하는 과정을 거쳤다.

결과적으로 본 연구에서는 선행 연구에서 개발한 패션 말뭉치 사전에 기반하여 패션 이미지 속 제품의 아이템, 실루엣, 디테일 속성값을 메타데이터화 하였다. 따라서 이 결과들은 패션 상품을 설명하는 텍스트 데이터에서 누락될 수 있는 속성값을 빠짐없이 데이터로 변환시킬 수 있다는 장점을 가진다. 이러한 과정을 거친 후 패션 이미지를 메타데이터로 변환시킨 예시는 [표 05]에 제시하였다. 하위 레벨로 내려갈수록 속성값들이 세부적인 내용을 담고 있기 때문에, 가장 하위 레벨의 속성값들이 분석에 사용되었다. 예를 들어 '22FW\_Prada\_20' 이미지의 경우, 아이템 속성값은 가죽재킷, 실루엣 속성값은 미디, 긴팔, 리퍼칼라, 오버사이즈, 스트레이트슬리브, 스트레이트숄더, 스트레이트, 디테일 속성값은 패치포켓, 견장인 것이다.

[표 05] 아우터의 메타데이터화 예시

이미지출처	속성	1level	2level	3level	4level	
 <p>Reprinted from Prada. (2022). www.wgsn.com</p>	아이템	상의	아우터	재킷/점퍼	가죽재킷	
	실루엣	길이	아우터길이	미디		
		길이	소매길이	긴팔		
		넥라인	칼라	노치드라펠	리퍼칼라	
		핏	오버사이즈			
		소매형태	스트레이트슬리브			
		숄더타입	스트레이트숄더			
		세이프	스트레이트			
	디테일	구성	포켓	패치포켓		
		구성	패치	견장		



2023-02-20  
 Reprinted from Wconcept.  
 (2023). www.wconcept.co.kr/

아이템	상의	아우터	재킷/점퍼	트위드재킷
실루엣	길이	아우터길이	숏	
	길이	소매길이	긴팔	
	핏	레귤러		
	넥라인	라운드넥		
	소매형태	스트레이트슬리브		
	숄더타입	스트레이트숄더		
	세이프	스트레이트		
디테일	구성	포켓	패치포켓	
	구성	트리밍	테이핑	

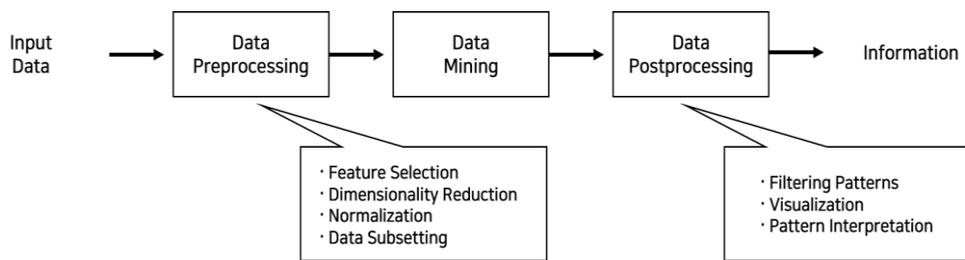
## 2. 연구 방법

본 연구는 메타데이터화 한 데이터를 대상으로 데이터마이닝(data-mining) 과정을 거쳐 연구문제에 접근하였다. 구체적으로 Python 프로그램을 활용하여 탐색적 자료분석, 연관규칙분석을 수행하였으며, SPSS 25.0과 Python 프로그램을 사용하여 데이터 간 오차율(MAE)을 계산하였다. 출현 빈도 분석을 위해 Python 프로그램에서 Pandas 라이브러리를 사용하였고, 연관규칙 분석을 위해 MLxtend 라이브러리를 사용하였다. Pandas 라이브러리는 데이터 분석용 라이브러리로 데이터 분석을 위한 효율적인 데이터 구조(Data frame)를 제공하는 라이브러리이며, MLxtend 라이브러리는 연관 분석과 같은 다양한 통계 분석 기능을 지원해주는 라이브러리이다. 이를 통해 각각의 데이터에 나타난 아이템, 실루엣, 디테일 속성값을 분석하여 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성을 이해하고자 하였다.

### 1) 데이터마이닝 (Data-mining)

데이터 마이닝은 지식 발견(Knowledge Discovery in Databases; KDD)의 필수 부분으로 가공되지 않은 원시 데이터(raw data)를 유용한 정보로 변환하는 프로세스이다 (Tan et al 2020). 특히 데이터마이닝은 정형화된 대규모 데이터에서 유용한 정보를 찾아내는 작업으로, 데이터 패턴을 분석하는데 유용하게 사용된다 (Sharma & Verma, 2022). 이 프로세스는 [그림 11]에 나타난 것처럼 가공되지 않은 데이터에서 전처리 과정을 거쳐 데이터 마이닝을 수행, 후 처리에 이르기까지 일련의 단계로 구성된다.

전처리의 목적은 원시 데이터를 후속 분석에 적합한 형식으로 변환하는 것이다. 데이터 전처리 단계에는 데이터를 수집하는 것, 여러 소스의 데이터를 융합하고 노이즈를 제거하는 것, 데이터를 정형화하는 것과 같은 작업이 포함된다. 데이터를 수집하고 데이터마이닝에 사용할 수 있는 형태로 가공하는 데이터 전처리 과정은 전체 지식 발견 프로세스에서 가장 시간이 많이 걸리는 단계이다. 전처리가 끝난 데이터로 데이터 마이닝을 수행한 후에는 유용한 결과만 도출하는 후처리 단계를 거친다. 후처리의 예는 패턴 도출, 시각화 등이 있으며 연구자가 다양한 관점에서 데이터와 데이터 마이닝 결과를 탐색할 수 있다. 데이터 마이닝을 통해서는 속성값을 기반으로 특정 속성의 값을 예측하는 예측 작업(Predictive tasks)과 데이터에 포함된 속성값들 사이의 패턴(e.g., 상관관계, 추세, 클러스터)을 도출하는 서술 작업(Descriptive tasks)을 할 수 있다 (Tan et al., 2020).



[그림 11] 데이터마이닝의 지식 발견 프로세스

Adapted from Tan et al. (2020). p. 4.

## 제 3절 연구결과

본 절에서는 2022년 F/W시즌 4대 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 그리고 베스트 아이템 사이의 연관성을 비교·분석하여, 현대 사회의 패션 트렌드 확산과 수용에 관해 이해하고자 하였다. 구체적으로 [연구문제 1]을 수행하기 위해 각각의 데이터에 등장한 아우터의 하위 속성값의 출현 빈도를 도출하여 비교·분석하였으며, MAE값을 도출해 데이터 간 유사성을 검토하였다. [연구문제 2]를 수행하기 위해 각각의 데이터에 등장한 아우터의 실루엣, 디테일 속성값의 연관규칙을 도출하여 비교, 분석하였다. 마지막으로 [연구문제 3]을 수행하기 위해 패션 인플루언서의 착장에 나타난 아이템과 베스트 아이템 데이터에 나타난 아우터의 추이를 월(month)별로 비교·분석하여 패션 인플루언서들의 착장이 대중적인 패션 트렌드에 미치는 영향을 검토하였다.

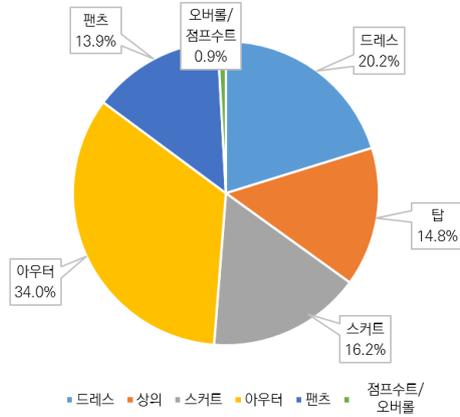
### 1. 수집한 데이터에 대한 탐색적 분석

런웨이 컬렉션은 전체 착장을 제안하며 이를 런웨이 쇼와 룩북을 통해 보여주며, 패션 인플루언서의 착장도 이미지를 통해 타인에게 보여주기 위한 것이다. 반면에 온라인 플랫폼의 베스트 아이템은 대중 소비자의 구매를 비롯한 다양한 소비자 데이터가 합쳐진 결과물이기 때문에 데이터를 구성하는 아이템 속성값에 차이가 있을 것이다. 연구에 사용되는 데이터에 대한 기본적인 이해를 위해 연구문제를 수행하기에 앞서 2022 F/W 시즌 런웨이 컬렉션 데이터, 패션 인플루언서의 착장 데이터, 베스트 아이템 데이터가

어떤 아이템 속성값으로 구성 되어있는지 확인하였다. 나아가 아이템, 실루엣, 디테일 속성이 각각 몇 개의 서로 다른 하위 속성값으로 구성되어 있는지 확인하였다. 이를 위해 Python 프로그램에서 Pandas 라이브러리를 사용하였다.

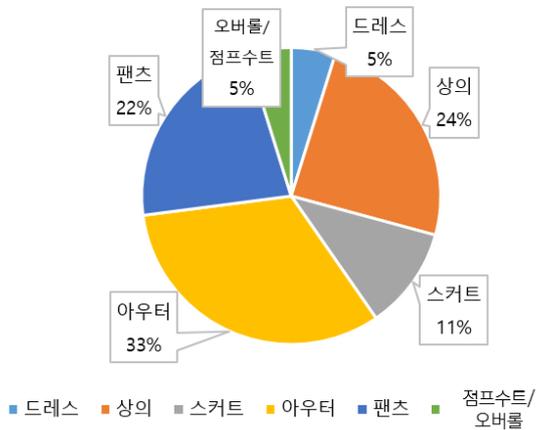
런웨이 컬렉션 데이터에는 총 1,169개의 서로 다른 아이템이 등장하였으며, 이는 총 136개의 아이템 속성값으로 구성되어 있었다 ([표 06], [표 09]). 서로 다른 디자인의 싱글브레스티드코트라도 아이템 속성값은 모두 싱글브레스티드코트이기 때문에 1,169개의 서로 다른 아이템이 등장하였더라도 속성값의 개수는 136개가 되는 것이다. 한편 패션 인플루언서의 착장에는 총 879개의 서로 다른 아이템이 등장했으며, 총 112개의 아이템 속성값으로 구성되었다 ([표 07], [표 09]). 마지막으로 22FW 시즌 베스트 아이템 데이터는 총 398개의 서로 다른 아이템이 등장하였으며, 이는 총 64개의 아이템 속성값으로 구성되었다 ([표 08], [표 09]). 런웨이 컬렉션의 경우 드레스, 상의, 스커트, 아우터, 팬츠의 비율이 비교적 고르게 분포되어 있었으며 특히 런웨이 컬렉션의 경우 드레스의 비율이 다른 두 개의 데이터보다 높았다. 하지만 공통적으로 세 개의 데이터에서 아우터가 차지하는 비중이 가장 높았다.

[표 06] 런웨이 컬렉션에 나타난 아이템 구성



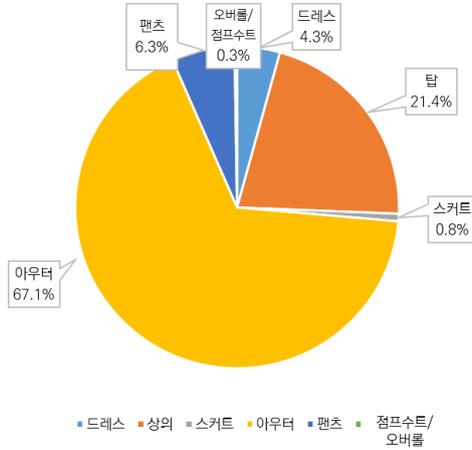
	런웨이
	출현 빈도(%)
드레스	236 (20.2%)
상의	173 (14.8%)
스커트	190 (16.2%)
아우터	397 (34.0%)
팬츠	163 (13.9%)
오버롤/점프수트	10 (0.9%)
합계	1169 (100%)

[표 07] 패션 인플루언서 착장에 나타난 아이템 구성



	패션 인플루언서
	출현 빈도(%)
드레스	42 (4.78%)
상의	215 (24.46%)
스커트	98 (11.15%)
아우터	286 (32.54%)
팬츠	196 (22.30%)
오버롤/점프수트	42 (4.78%)
합계	879 (100%)

[표 08] 베스트 아이템 데이터에 나타난 아이템 구성



	베스트 아이템
	출현 빈도(%)
드레스	17 (4.3%)
상의	85 (21.4%)
스커트	3 (0.8%)
아우터	267 (67.1%)
팬츠	25 (6.3%)
오버롤/ 점프수트	1 (0.3%)
합계	398 (100%)

[표 09] 아이템별 하위 속성값의 개수

		드레스	상의	스커트	아우터	팬츠	점프수트/ 오버롤
런웨이 컬렉션	아이템 속성값	27	26	22	36	21	4
	실루엣 속성값	62	48	22	47	16	15
	디테일 속성값	61	39	41	75	30	12
패션 인플루언 서	아이템 속성값	13	23	15	35	23	3
	실루엣 속성값	34	41	13	38	17	5
	디테일 속성값	24	39	28	56	22	1
베스트 아이템	아이템 속성값	8	14	3	30	8	1
	실루엣 속성값	19	29	4	36	8	6
	디테일 속성값	17	17	-	61	4	-

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템에 반영된 아이템, 실루엣, 디테일 속성값의 개수는 [표 09]에 제시하였다. [표 09]에서 확인할 수 있듯, 런웨이 컬렉션은 다양한 변화를 시도하며 매 시즌 새로운 스타일의 쇼피스(show-piece)를 보여주는 것을 목적으로 하는 만큼 패션 인플루언서와 베스트 아이템보다 더 많은 아이템, 실루엣, 디테일 속성값으로 구성되어 있다. 런웨이 컬렉션에서 다양한 디자인을 제안하더라도 대중 소비자들이 이를 수용하지 않는 경우가 있기 때문에 베스트 아이템에서 보다 런웨이 컬렉션에 더 많은 수의 아이템, 실루엣, 디테일 속성값이 나타났다. 즉, 런웨이 컬렉션에 등장한 아이템들이 대중적인 트렌드로 확산되는 과정에서 일부 품목으로 인기가 수렴되어 대중들에게 수용됨을 확인할 수 있었다 ([표 09]).

## 2. 아이템 속성값을 통한 패션 아이템 트렌드의 확산 분석

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 그리고 베스트 아이템 데이터 모두 아우터가 가장 많은 비중을 차지했다. 특히 베스트 아이템 데이터의 경우 절반 이상이 아우터로 구성되어 있었다. 따라서 본 연구에서는 F/W 시즌 데이터의 가장 큰 부분을 차지하는 아우터를 대상으로 분석을 진행하였다. 먼저, 각각의 데이터에 등장한 아우터의 하위 속성값과 그 출현 비중을 도출하였으며, MAE 값을 도출해 데이터 간 유사성을 검토하였다. 그 후 각각의 데이터에 등장한 아우터의 하위 속성값들을 중심으로 2022년 F/W 시즌 트렌드 형성에 영향을 미친 요인들을 양적·질적으로 규명하였다. 앞서 설정한 [연구문제 1]은 다음과 같다.

[연구문제 1] 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼 베스트 아이템의 아이템 속성값을 분석하여 2022년 F/W 시즌 패션 아이템 트렌드의 확산을 연구한다.

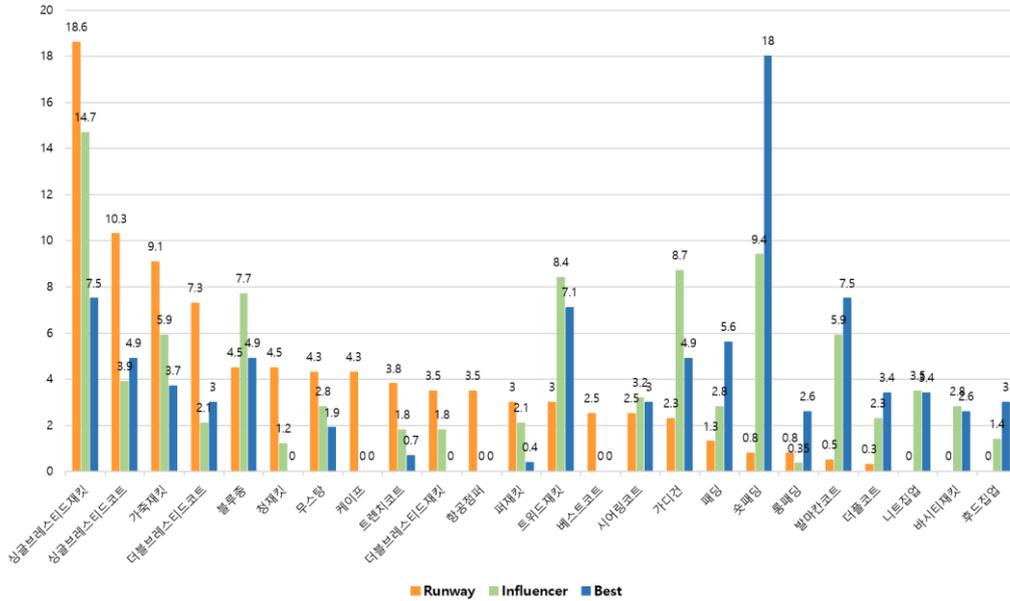
### 1) 아우터의 하위 속성값 및 출현 빈도 분석

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터에 나타난 아우터의 하위 속성값들과 그 출현 빈도와 비중(%)을 도출하였다 ([표 10]). 런웨이 데이터에서는 싱글브레스티드재킷(18.6%), 싱글브레스티드코트(10.3%), 가죽재킷(9.1%), 더블브레스티드코트(7.3%), 블루종(4.5%), 청재킷(4.5%) 순으로 비중이 높았으며, 패션 인플루언서 데이터에서는 싱글브레스티드재킷(14.7%), 숏패딩(9.4%), 가디건(8.7%), 트위드재킷(8.4%), 블루종(7.7%) 순서로 비중이 높았다. 베스트 아이템 데이터에서는 숏패딩(18.0%), 발마칸코트(7.5%), 싱글브레스티드재킷(7.5%), 트위드재킷(7.1%), 패딩(5.6%) 순서로 출현 비중이 높았다 ([표 10], [그림 12]). [표 10]은 런웨이 컬렉션의 아이템 속성값 출현 빈도를 기준으로 정렬하였다.

나아가 세 개의 데이터에서 도출한 속성값의 출현 빈도에 유의한 차이가 있는지 확인하기 위해 SPSS 25.0을 통해 교차 분석을 수행하였다. 그 결과 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 그리고 베스트 아이템 데이터에 나타난 속성값의 출현 빈도에 유의한 차이가 존재함을 확인하였다 ( $p=0.000$ ).

[표 10] 아우터 하위 속성값 출현 비중

	런웨이		패션 인플루언서		베스트 아이템	
	출현 빈도	%	출현 빈도	%	출현 빈도	%
싱글브레스티드 재킷	74	18.6	42	14.7	20	7.5
싱글브레스티드 코트	41	10.3	11	3.9	13	4.9
가죽재킷	36	9.1	17	5.9	10	3.7
더블브레스티드 코트	29	7.3	6	2.1	8	3.0
블루종	18	4.5	23	7.7	13	4.9
청재킷	18	4.5	3	1.2	0	0.0
무스탕	17	4.3	8	2.8	5	1.9
케이프	17	4.3	0	0.0	0	0.0
트렌치코트	15	3.8	5	1.8	2	0.7
더블브레스티드 재킷	14	3.5	5	1.8	0	0.0
항공점퍼	14	3.5	0	0	0	0.0
퍼재킷	12	3.0	6	2.1	1	0.4
트위드재킷	12	3.0	24	8.4	19	7.1
베스트코트	10	2.5	0	0	0	0.0
시어링코트	10	2.5	9	3.2	8	3.0
가디건	9	2.3	25	8.7	13	4.9
패딩	5	1.3	8	2.8	15	5.6
솟패딩	3	0.8	29	9.4	48	18.0
롱패딩	3	0.8	1	0.35	7	2.6
발마칸코트	2	0.5	17	5.9	20	7.5
더플코트	1	0.3	6	2.3	9	3.4
니트집업	0	0	10	3.5	9	3.4
바시티재킷	0	0.0	8	2.8	7	2.6
후드집업	0	0.0	4	1.4	8	3.0
기타	35	9.3	19	7.2	32	12.0
총합	397	100.0	286	100.0	267	100.0



[그림 12] 데이터에 따른 아이템 속성값 출현 비중

2022 F/W 시즌 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템에 등장한 아우터의 하위 속성값 출현 빈도에는 유의한 차이가 있었다 ( $p=0.000$ ). 이 차이를 구체적으로 알아보기 위해 데이터 간 MAE 값을 산출하여 데이터 간 유사성을 파악하고, 이를 통해 대중 패션 트렌드에 더 많은 영향을 미친 데이터를 유추하고자 하였다.

MAE(mean absolute error)는 평균절대오차 값으로 모든 절대 오차의 평균값을 의미한다. 여기서 오차란 예측 값과 실제 값 사이의 차이를 의미한다. MAE는 머신러닝의 예측정확도를 평가하기 위해 많이 사용되는 방법으로, 이 값이 작을수록 예측 데이터와 실제 데이터가 유사하다고 설명할 수 있다. 본 연구에서는 런웨이 데이터와 패션 인플루언서 데이터에 나타난 아우터 하위 속성값들의 출현 빈도를 예측값으로 가정하고, 베스트 아이템

데이터에 나타난 아우터 하위 속성값들의 출현 빈도를 실제 값으로 가정하여 데이터 간 유사성을 비교하고자 하였다.

MAE를 산출하는 공식은 다음과 같다.  $y_i$ 는 데이터의 관측 값,  $\hat{y}_i$ 는 예측 값을 의미한다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |\hat{y} - y|$$

이를 계산하기 위해 SPSS 25.0 프로그램을 통해 아우터 아이템의 출현 빈도를 모두 표준화 값으로 변환하였고, 변환된 값으로 Python 프로그램에서 MAE 값을 계산하였다. 그 결과 베스트 아이템 데이터와 런웨이 데이터 사이의 MAE 값은 1.01, 베스트 아이템 데이터와 인플루언서 데이터 사이의 MAE 값은 0.48로 산출되었다. 이를 통해 베스트 아이템 데이터에 등장한 아우터의 종류는 런웨이 컬렉션보다 패션 인플루언서의 착장과 더 유사함을 알 수 있다.

런웨이 컬렉션은 다양한 상품과 스타일을 보여주는 것을 목적으로 하기 때문에 런웨이 데이터에는 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터보다 더 다양한 종류의 아이템이 등장하였다. 또한 런웨이에 등장하는 다양한 종류의 아이템 속성값은 대중 소비자에게로 확산되는 과정에서 인기가 일부 아이템 속성값으로 수렴되기 때문에 베스트코트, 케이프, 항공점퍼처럼 런웨이 컬렉션에만 등장하는 아이템 속성값이 존재한다. 하지만 런웨이에 등장하지 않았는데 베스트 아이템 데이터에 등장하거나, 혹은 런웨이 컬렉션에서는 거의 등장하지 않은 아이템인데 패션 인플루언서의 착장 혹은 베스트 아이템 데이터에는 높은 비중(%)으로 등장한 아이템 속성값도 있었다. 이를 보다 구체적으로 분석하기 위해 아이템 속성값을 분류체계에 근거하여 상위 속성값인 코트, 재킷, 점퍼로 분류하여 비중을 살펴보았다.

[표 11] 2022 F/W 코트 하위 속성값 출현 비중

	런웨이		패션 인플루언서		베스트 아이템	
	출현 빈도	%	출현 빈도	%	출현 빈도	%
싱글브레스티드 코트	41	38.0	11	20.4	13	21.7
더블브레스티드 코트	29	26.9	6	11.1	8	13.3
트렌치코트	15	13.9	5	9.3	2	3.3
베스트코트	10	9.3	0	0.0	0	0.0
시어링코트	10	9.3	9	16.7	8	13.3
발마칸코트	2	1.9	17	31.5	20	33.3
더플코트	1	0.9	6	11.1	9	15.0
총합	108	100.0	54	100.0	60	100.0

먼저 F/W 시즌 아우터 중 코트로 분류되는 아이템 속성값들을 중심으로 살펴보았다 ([표 11]). 런웨이 컬렉션에서는 싱글브레스티드코트와 더블브레스티드 코트가 가장 높은 비중으로 등장하였지만, 패션 인플루언서의 착장과 베스트아이템 데이터에서는 싱글브레스티드코트와 더블브레스티드 코트가 런웨이의 절반 정도의 비중으로 등장하였다. 또한 베스트코트는 런웨이 컬렉션에서만 등장하였다. 반면에 패션 인플루언서 착장과 베스트 아이템 데이터에서는 발마칸 코트가 가장 높은 비중으로 등장하지만, 런웨이 컬렉션에서는 거의 등장하지 않았다. 한편 더플코트의 경우 런웨이 컬렉션에는 거의 등장하지 않았지만 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템에서는 상대적으로 높은 비중을 차지하고 있었다.

[표 12] 2022 F/W 재킷 하위 속성값 출현 비중

	런웨이		패션 인플루언서		베스트 아이템	
	출현 빈도	%	출현 빈도	%	출현 빈도	%
싱글브레스티드 재킷	74	50.0	42	44.7	20	40.0
가죽재킷	36	24.3	17	18.1	10	20.0
더블브레스티드 재킷	14	9.5	5	5.3	0	0
퍼재킷	12	8.1	6	6.4	1	2.0
트위드재킷	12	8.1	24	25.5	19	38.0
총합	148	100.0	94	100.0	50	100.0

다음으로 F/W 시즌의 재킷에 해당하는 아이템 속성값을 중심으로 살펴 보았다 ([표 12]). 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 모두 싱글브레스티드재킷이 가장 높은 비중으로 출현하였다. 또한 런웨이 컬렉션에서 높은 비중으로 출현한 가죽재킷의 경우 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템에서도 유사한 비중으로 출현하였다. 더블브레스티드 재킷과 퍼재킷의 경우 베스트 아이템에는 거의 등장하지 않았지만 런웨이와 패션 인플루언서의 착장에는 등장하였다. 반면에 트위드재킷은 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템에서는 높은 비중으로 등장하였지만 런웨이 컬렉션에서는 낮은 비중으로 등장하였다.

[표 13] 2022 F/W 점퍼 하위 속성값 출현 비중

	런웨이		패션 인플루언서		베스트 아이템	
	출현 빈도	%	출현 빈도	%	출현 빈도	%
블루종	18	23.1	22	28.6	13	13.7
청재킷	18	23.1	3	3.9	0	0.0
무스탕	17	21.8	8	10.4	5	5.3
항공점퍼	14	17.9	0	0.0	0	0.0
패딩	5	6.4	8	10.4	15	15.8
숏패딩	3	3.8	27	35.1	48	50.5
롱패딩	3	3.8	1	1.3	7	7.4
바시티재킷	0	0	8	10.4	7	7.4
총합	78	100.0	77	100.0	95	100.0

마지막으로 점퍼에 해당되는 아이템 살펴보았다 ([표 13]). 점퍼의 경우 런웨이 컬렉션과 베스트아이템에 등장하는 아이템 속성값의 비중의 차이가 크게 나타났다. 먼저, 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템에서 가장 많은 비중을 차지하고 있는 숏패딩의 경우 런웨이 컬렉션에서는 낮은 비중을 차지하고 있다. 또한 바시티재킷의 경우 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에만 등장하고 런웨이 컬렉션에는 등장하지 않았다. 반면에 청재킷, 무스탕, 항공점퍼의 경우 런웨이 컬렉션은 높은 비중으로 등장하였지만 패션 인플루언서와 베스트 아이템에서는 그렇지 않았다.

이처럼 아이템 속성값에 따라 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템에서 차지하는 비중이 다르게 나타났다. 이와 같은 통계적 결과는 런웨이 컬렉션에 등장한 다양한 아이템이 확산되는 과정에 영향을 미치는 요소가 존재하며, 런웨이 컬렉션에 등장한 아이템 속성값들 중에서 패션 인플루언서와 대중 소비자들에게 수용되는 속성값이 존재한다는 것을 추론해볼 수 있다. 이를 보다 구체적으로 규명하기 위해 2020년, 2021년,

2022년 F/W 시즌 베스트 아이템 데이터에 등장한 아이템 속성값을 분석하고, 데이터의 값을 분석하기 위한 정성적 조사를 함께 수행하였다.

## 2) 2020, 2021, 2022 F/W 베스트 아이템 속성값 분석을 통한 아이템 트렌드 분석

최근 3년 동안의 온라인 패션 플랫폼 베스트 아이템 데이터에 등장한 아우터의 하위 속성값을 살펴봄으로써 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계에 대해 보다 깊이 있는 분석을 하고자 한다. 3년치 베스트 아이템 데이터에 나타난 아우터의 아이템 속성값은 다음과 같다 ([표 14]). SPSS 25.0을 사용해 교차 검증을 수행하였으며, 2020년 F/W, 2021년 F/W, 2022년 F/W 시즌 베스트 아이템 데이터의 아우터 하위 속성값에는 유의한 차이가 있음을 확인하였다 ( $p=0.000$ ).

2022년 FW 시즌 런웨이 컬렉션에서는 많은 비중을 차지하지 못하였지만 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에 높은 비중으로 등장하였던 숏패딩과 패딩, 트위드재킷, 발마칸코트는 2020년 F/W 시즌 이후 베스트 아이템 데이터에서 등장하는 비중이 계속해서 증가하는 추세를 보였다. 반면에, 런웨이 컬렉션에서는 가장 높은 비중으로 등장한 싱글브레스티드재킷과 싱글브레스티드코트의 경우 베스트 아이템에서는 계속해서 감소하는 추세를 보였다. 한편 베스트 아이템에서 더플코트(2020년 0.4% → 2021년 1.0% → 2022년 3.4%)와 블루종(2020년 1.6% → 2021년 2.5% → 2022년 4.9%)의 출현 비중은 전년도 대비 2배 가까이 증가하였으며, 바시티재킷은 베스트 아이템 데이터에 2022 F/W에 처음 등장하였다(2022년 2.6%). 부상성은 현재에는 중요하지 않은 것처럼 보이지만 미래에 일어날 일들에 대한 정보를 담고 있는 징후로 앞으로의 트렌드를 예측할

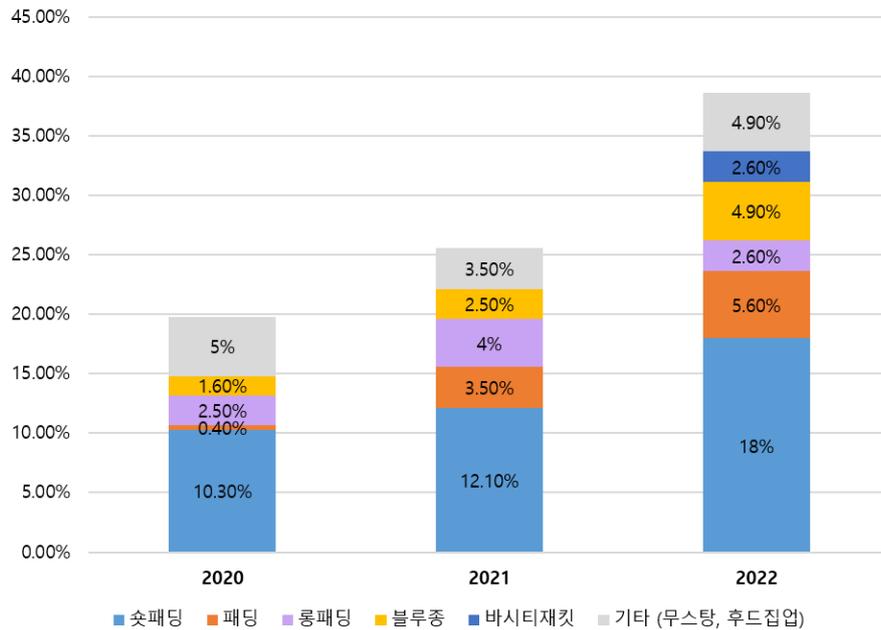
— 수 있는 중요한 요소로 간주된다 (Yoon, 2012). 그렇기 때문에 더플코트와 블루중처럼 비중이 급격하게 증가한 아이템과 바시티 재킷처럼 최근 1~2년 사이에 새로 등장하기 시작한 아이템은 현재 차지하는 비중이 높지 않더라도 앞으로 트렌드 아이টে으로 자리잡을 수 있는 잠재력을 가졌다고 볼 수 있다.

[표 14] 2020, 2021, 2022 F/W 베스트 아이টে 속성값 출현 비중

	2020		2021		2022	
	출현 빈도	%	출현 빈도	%	출현 빈도	%
솅패딩	25	10.3	24	12.1 (↑)	48	18.0 (↑)
싱글브레스티드 재킷	43	17.7	29	14.6 (↓)	20	7.5 (↓)
발마칸코트	15	6.2	11	5.5	20	7.5 (↑)
트워드재킷	8	3.3	20	10.1 (↑)	19	7.1 (↓)
패딩	1	0.4	7	3.5 (↑)	15	5.6 (↑)
싱글브레스티드 코트	24	9.9	14	7.0 (↓)	13	4.9 (↓)
블루중	4	1.6	5	2.5	13	4.9 (↑)
가디건	16	6.6	12	6.0	13	4.9
가족재킷	4	1.6	5	2.5	10	3.7 (↑)
니트집업	0	0.0	6	3.0 (↑)	9	3.4
더플코트	1	0.4	2	1.0	9	3.4 (↑)
더블브레스티드 코트	20	8.2	11	5.5 (↓)	8	3.0 (↓)

시어링코트	5	2.1	5	2.5	8	3.0
후드집업	5	2.1	3	1.5	8	3.0
롱패딩	6	2.5	8	4.0	7	2.6
바시티재킷	0	0.0	0	0.0	7	2.6 (↑)
무스탕	7	2.9	4	2.0	5	1.9
트렌치코트	12	4.9	3	1.5 (↓)	2	0.7 (↓)
플리스집업	13	5.3	4	2.0 (↓)	5	1.9
파카	9	3.7	8	4.0	5	1.9 (↓)
기타	25	10.3	18	9.0	23	8.6
총합	243	100.0	199	100.0	267	100.0

런웨이 컬렉션에는 높은 비중로 등장하였지만 베스트 아이템과 패션 인플루언서의 데이터에는 상대적으로 낮은 비중을 차지한 아이템 속성값 (e.g., 싱글브레스티드코트, 싱글브레스티드재킷)과 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템에서는 높은 비중으로 등장하였지만 런웨이 컬렉션에서는 그렇지 않았던 아이템 속성값 (e.g., 숏패딩, 발마칸코트, 트위드재킷, 더플코트, 바시티재킷)에 대해 정성적 연구를 추가적으로 진행하였다. 분류체계의 상위 속성값에 따라 점퍼, 재킷, 코트로 아이템 속성값을 분류하여 분석을 진행하였으며, 더플코트, 블루종, 바시티재킷은 부상성이 있는 아이템 속성값으로 따로 분류하여 분석하였다.



[그림 13] 베스트 아이템의 점퍼 하위 속성값 출현 비중 변화 추이

2020년 이후로 전체 아우터에서 점퍼류의 아이템 속성값이 차지하는 비중은 계속해서 증가하였다. 솟패딩은 전체 아우터에서 차지하는 비중이 2020년 10.3%에서 2022년 18.0%로 증가하였고, 이와 동시에 2020년엔 솟패딩과 롱패딩으로 두 가지 종류의 패딩이 주로 등장한 것에 비해 2022년에는 다양한 디자인을 가진 패딩의 등장 비율이 5.6%로 나타났다 ([그림 13]). 또한 2022년 F/W 시즌 블루종이 차지하는 비중이 4.90%로 증가하였으며, 바시티재킷도 2022년 F/W시즌에 처음 등장하였다. 패딩류의 아이템은 런웨이 컬렉션에서는 거의 등장하지 않지만, [그림 13]에서 확인할 수 있듯 베스트 아이템 데이터서는 2020년 이후 계속해서 높은 비중을 차지하고 있었으며, 2022년 인플루언서 착장에서 많은 비중을 차지하였다.

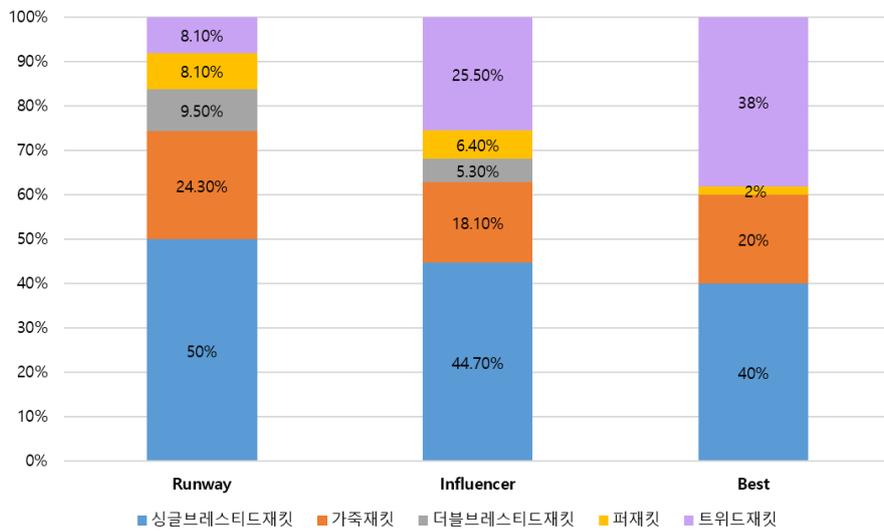
국내 베스트 아이템과 인플루언서 착장에서만 패딩이 유독 높은 빈도

로 등장하는 것은 패딩 아이템에 대한 국내 소비자와 국외 소비자의 인식 차이 때문이기도 하다 (방영덕, 2022). 해외에서는 패딩류의 아이템이 추위 속 보온성과 실용성을 위한 아이템으로만 인식되며, 소비가 많이 일어나지 않는다. 하지만 한국에서는 유독 패딩의 수요가 높으며, 패딩류의 아이템이 하나의 패션 아이템으로 자리잡았다 (방영덕, 2022). 그렇기 때문에 런웨이 컬렉션에서는 솜패딩과 패딩이 거의 등장하지 않은 반면 국내 대중 소비자들 사이에서는 솜패딩과 패딩의 수요가 높아 베스트 셀링 데이터에 많이 등장하였을 것이다. 국내 소비자들에게 패딩류의 아이템은 단순히 보온성과 실용적인 목적으로만 소비되는 아이템이 아니라 트렌드를 반영한 하나의 패션 아이템으로 소비되고 있다.

특히 2022년 F/W 시즌을 기준으로, 런웨이 컬렉션에서 솜패딩은 두드러지는 아이템이 아니었으며 런웨이 컬렉션을 기반으로 하는 트렌드 리포트에도 솜패딩은 주요 트렌드로 언급되고 있지 않다. 하지만 솜패딩 트렌드의 원천은 런웨이 컬렉션에서 찾아볼 수 있었다. 길이가 짧은 솜패딩은 2017년 발렌시아가(Balenciaga)의 F/W 시즌 컬렉션에 등장한 이후 2018년 F/W 시즌 메종 마르지엘라(Maison Margiela), 몽클레르(Moncler) 등의 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에 등장하기 시작하며 점차적으로 국내 시장에도 출시되기 시작하였다. 2017년 F/W 시즌 발렌시아가에서 솜패딩을 출시한 이후 해외 셀러브리티들이 해당 제품을 착용한 사례가 보고되었다. 국내의 경우 2018년 평창 올림픽의 여파로 2018년 F/W 시즌까지 롱패딩의 인기가 지속되며 솜패딩은 2019년 F/W 시즌부터 두드러지게 매출이 상승했는데, 국내 패션 전문 플랫폼 무신사를 기준으로 2019년 11월의 솜패딩 판매량은 전년 대비 233% 증가하였다고 보고되었다 (이은, 2019). 국내 대중 시장에서 2019년부터 시작된 솜패딩의 판매 증가 추세는 2022년 F/W 시즌까지도 지속되고 있다. 2022년 F/W시즌을 기준으로 솜패딩은 런

웨이 컬렉션에 나타나는 주요 트렌드가 아니지만, 아직까지 국내 소비자들 사이에서는 주요 트렌드로 자리잡고 있다. 이는 최신 런웨이 컬렉션에서 주목받는 주요 트렌드 아이템과 무관하게 국내 소비자들이 선호하거나 혹은 국내 소비자들 사이에서 유독 큰 파장을 불러 일으켜 오래 지속되는 트렌드가 분명 존재함을 보여준다.

한편 트위드재킷의 경우 2020년에서 2021년 사이에 큰 증가율을 보였다. 하지만 2022년 F/W 시즌에는 등장 빈도가 2021년에 비해서는 줄어든 것을 알 수 있었는데 (2020년 3.3% → 2021년 10.1% → 2022년 7.1%), 그럼에도 불구하고 트위드재킷은 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에서 높은 비중을 차지하고 있었다 ([그림 14]). 런웨이 컬렉션에 트위드재킷이 출현하는 빈도와 무관하게 베스트 아이템 데이터에 지속적으로 등장하는 점을 통해 트위드재킷이 숏패딩과 유사하게 국내 소비자들 사이에서 오랫동안 트렌드 지속되고 있음을 알 수 있다.



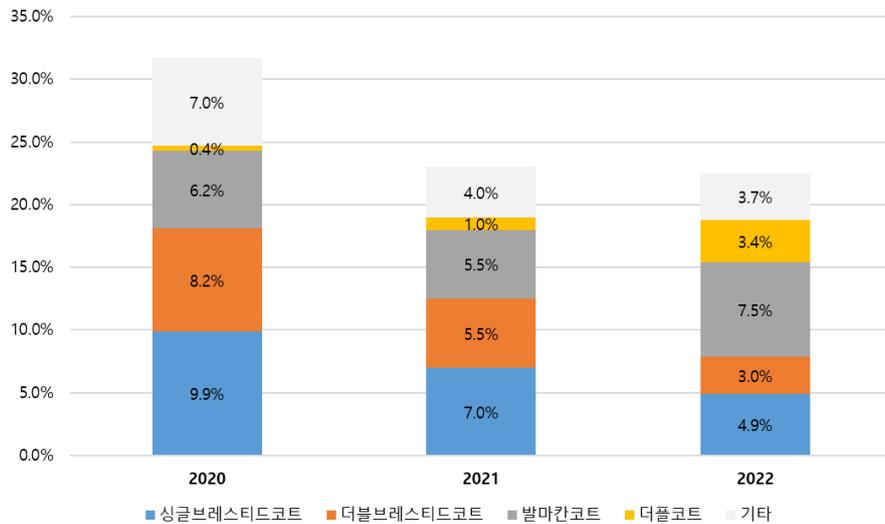
[그림 14] 2022 F/W 재킷 하위 속성값 출현 비중

하이엔드 브랜드는 런웨이 컬렉션을 통해 변화하는 트렌드를 계속해서 보여주고, 다양한 스타일을 제안하면서도 하이엔드 브랜드만의 일관된 브랜드 감성을 소비자에게 전달하고 있다 (Fionda & Moore, 2009). 샤넬을 비롯한 하이엔드 패션 브랜드와 디자이너들은 브랜드의 정체성이나 원형에 가까운 DNA를 런웨이 컬렉션을 통해 제시하는데 (Svendson, 2006), 트워드 재킷은 1954년 샤넬에서 여성복으로 처음 출시하여 변화를 거듭하며 샤넬의 정체성으로 자리잡은 아이템이다 (Sugimoto & Nagasawa, 2017). 샤넬의 경우 현재까지도 여성복 디자인에 많은 영향을 미치고 있으며 (이영재, 2010), 국내 소비자들이 가장 좋아하는 하이엔드 브랜드이기도 하다 (Kopra, 2022). 그렇기 때문에 국내 패션 시장에서는 트워드재킷이 매 시즌 출시되는 클래식(classic) 아이템으로 자리잡았을 것이다. 스포패딩의 경우와 유사하게, 트워드재킷도 국내 소비자들 사이에서 오래 지속되는 트렌드가 존재하며, 국내 소비자들이 특히 선호하는 브랜드가 있음을 다시 한번 보여주고 있다. 여성복 컬렉션에 등장한 트워드재킷의 이미지는 [그림 15]에 제시하였다.

런웨이				
	2021 S/S	2021 F/W	2022 S/S	2022 F/W
	Reprinted from Chanel. (2021). www.wgsn.com	Reprinted from Chanel. (2021). www.wgsn.com	Reprinted from Chanel. (2022). www.wgsn.com	Reprinted from Chanel. (2022). www.wgsn.com

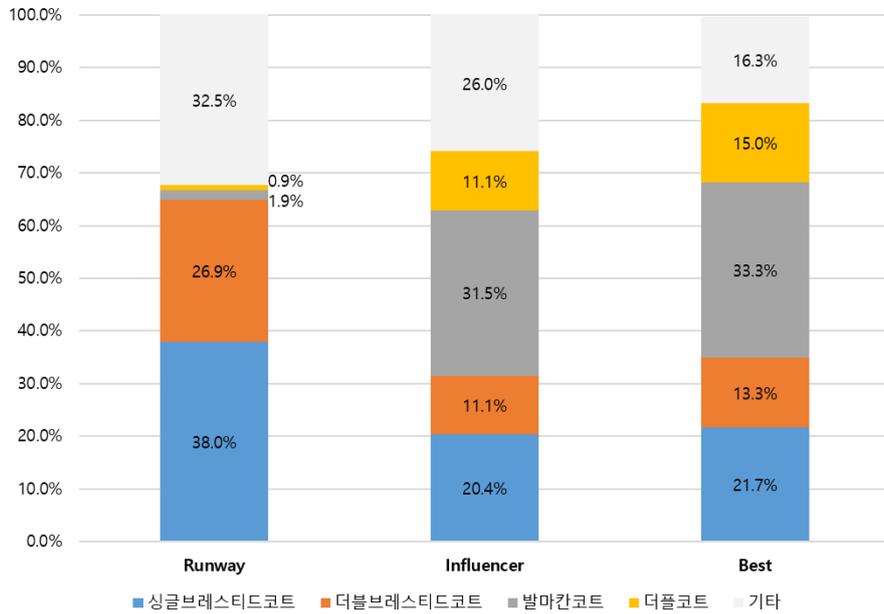
[그림 15] 여성복 컬렉션에 등장한 트위드재킷 이미지 예시

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착용, 베스트 아이템 데이터에서 코트류로 분류되는 속성값들(e.g., 싱글브레스티드코트, 더블브레스티드코트, 발마칸코트 등)을 대상으로 출현 빈도 추이를 살펴보았다. 먼저 베스트 아이템 데이터에서 코트류가 차지하는 비중은 2020년 이후 감소하는 추세를 보였다. 특히 싱글브레스티드 코트와 더블브레스티드 코트의 출현 비중(%)은 2020년 이후 계속해서 감소하는 추세였지만, 그럼에도 발마칸코트의 비중은 계속해서 증가하였다 ([그림 16]).



[그림 16] 베스트 아이템의 코트 하위 속성값 출현 비중 변화 추이

코트에 해당하는 아이템 속성값만을 따로 분류해서 살펴보면, 패션 인플루언서의 착장의 경우, 싱글브레스티드코트와 더블브레스티드코트가 코트류에서 차지하는 비중은 각각 20.4%, 11.1%로 상대적으로 적은 비중을 차지한 반면, 발마칸코트는 31.5%로 등장하여 가장 많은 비중을 차지하였다. 반면에, 2022년 F/W 시즌 런웨이 컬렉션의 경우, 싱글브레스티드코트와 더블브레스티드코트는 코트류에서 각각 38.0%, 26.9%로 높은 비중을 차지하고 있었지만, 발마칸코트의 비중은 0.9%로 매우 적어 베스트 아이템 데이터와 패션 인플루언서의 착장에 나타난 코트류의 출현 빈도와는 다른 양상을 보였다.

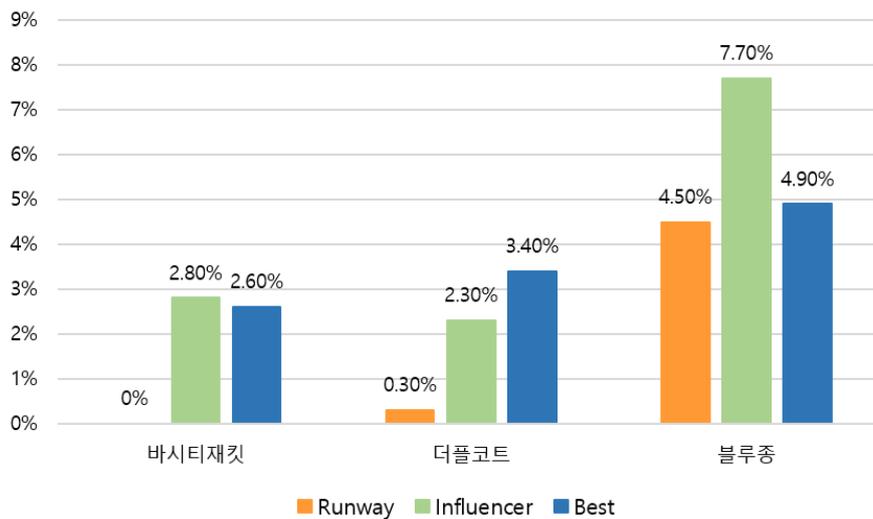


[그림 17] 2022 F/W 코트류 출현 비중

WGSN의 트렌드 분석 리포트에 따르면 발마칸코트는 2019년 F/W 시즌부터 2020년 F/W 시즌까지 런웨이 컬렉션에서 주목받았지만 (WGSN, 2019), 2021년 S/S 시즌부터 하락세를 보였다 (WGSN, 2020). 실제로 2022년 F/W 시즌 4대 패션위크 주요 브랜드의 런웨이 컬렉션 이미지에서도 발마칸코트가 거의 등장하지 않아 발마칸코트의 감소 추세를 이어 나갔다. 하지만 2022년 베스트 아이템에는 여전히 발마칸코트의 출현 비율이 7.5%로 높은 편에 속하였으며, 코트류의 판매가 전반적으로 줄어드는 상황에서도 발마칸코트의 비중은 증가하였다. 전 시즌에 매출 실적이 뛰어난 인기 상품은 다가오는 시즌의 매출에도 영향을 미치기 때문에 패션 브랜드에서는 전 시즌에 높은 판매율을 보인 상품들은 디자인 일부만 변형하여 '캐리오버(carryover)' 상품으로 출시하기도 한다 (Jackson & Shaw, 2017; Kunz, 2010). 런웨이 컬렉션에서 발마칸코트가 거의 등장하지 않았음에도

베스트 아이템 데이터에서 발마칸코트의 비중이 계속해서 증가한 것은 캐리 오버 상품의 영향으로 유추된다.

반대로 2022 F/W 시즌 런웨이 데이터의 코트류에서 높은 비중을 차지한 싱글브레스티드코트와 더블브레스티드코트는 2020년 F/W 시즌 이후 베스트 아이템에서 계속해서 감소하는 추세를 보였다. 이와 유사하게 런웨이 데이터에서 가장 높은 비중을 차지했던 싱글브레스티드 재킷(18.6%)도 베스트 아이템 데이터에서는 계속해서 감소하고있는 추세를 보였다 (2020년 17.7% → 2021년 14.6% → 2022년 7.5%). WGSN 트렌드 리포트에 따르면 코로나 19 팬데믹 상황이 완화되면서 2022 pre-fall 시즌부터 런웨이 컬렉션에는 테일러드 의상이 증가하고 있다고 언급하였다 (Osan & Cano, 2022). 하지만 베스트 아이템 데이터에서는 싱글브레스티드 재킷과 같은 테일러드 의상이 감소하고 있는 추세를 보였다.



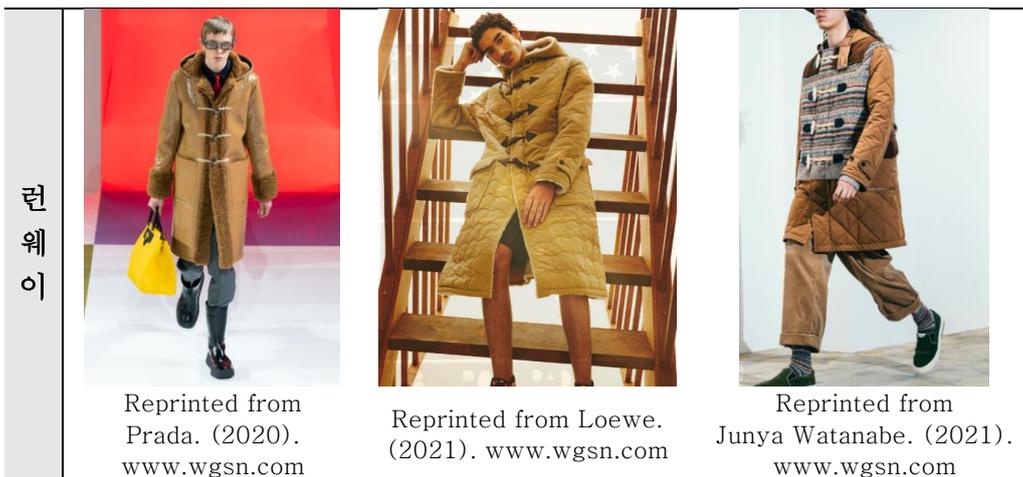
[그림 18] 2022 F/W 바시티재킷, 더플코트, 블루종 출현 비중

한편, 바시티재킷, 더플코트, 블루종은 3년간의 베스트 아이템 데이터를 기반으로 분석한 결과 부상성이 보이는 아이템이었다. 패션 인플루언서의 착장에서는 바시티재킷이 전체 아우터의 2.8%, 더플코트가 전체 아우터의 2.3%로 등장한 반면, 런웨이 컬렉션에는 바시티재킷이 등장하지 않았고 더플코트는 전체 아우터의 0.3%로 등장하였다. 런웨이 컬렉션에서 블루종은 전체 아우터의 4.5%의 비중으로 등장하였고, 패션 인플루언서의 데이터에서는 7.7%로 런웨이 컬렉션과 베스트 아이템보다 높은 비중으로 등장하였다 ([그림 18]). 이러한 수치들을 통해 베스트 아이템에서 부상성이 보이는 아이템 속성값들이 패션 인플루언서들의 영향을 받아 대중 소비자에게로 확산되었을 것이라 유추할 수 있다.

WGSN 트렌드 리포트에 따르면 바시티재킷은 2021년 F/W 시즌부터 하이엔드 브랜드의 남성복 컬렉션에서 주요 트렌드 아이템으로 주목받기 시작해 2022년 F/W 시즌까지 남성복의 주요 트렌드 아이템으로 등장하였다 ([그림 19]). 이와 유사하게 더플코트 또한 2020년 F/W 시즌과 2021년 F/W 시즌 하이엔드 브랜드의 남성복 컬렉션에서 주요 트렌드 아이템으로 주목받았다 ([그림 20]). 하지만 여성복 컬렉션에서는 바시티재킷과 더플코트 모두 주요 트렌드 아이템으로 등장하지 않았으며, 본 연구에서 수집한 2022년 pre-fall 시즌과 F/W 시즌의 여성복 컬렉션 이미지에도 바시티재킷은 등장하지 않았다. 이를 통해 바시티재킷과 더플코트와 같이 부상성이 보이는 일부 아이템들은 처음에는 런웨이 컬렉션에서 남성복으로 출시되었지만, 패션 인플루언서와 국내 패션 브랜드에서 이를 여성복으로 재해석하며 여성복의 트렌드 아이템으로 자리잡기도 함을 알 수 있다.



[그림 19] 남성복 컬렉션에 등장한 바시티재킷 이미지 예시



[그림 20] 남성복 컬렉션에 등장한 더플코트 이미지 예시

[연구문제 1]을 통해 베스트 아이템 데이터에 등장하는 아이템 속성값의 종류와 비중은 런웨이 컬렉션보다 패션 인플루언서의 착장과 유사하다는 것을 확인하였다. 또한 런웨이 컬렉션에서 높은 비중을 차지하는 아이템 속성값이 대중적인 패션 트렌드에 그대로 반영되지는 않는다는 것을 확인했다. 나아가 주요 아이템 속성값을 기준으로 정성적 조사를 추가적으로 수행한

결과, 현재 대중적인 패션 트렌드로 자리잡아 높은 비중으로 등장하는 아이템 속성값은 특정 브랜드나 아이템 종류에 대한 국내 소비자의 선호도가 반영되어 긴 기간동안 트렌드로 자리잡았음을 확인하였다. 또한 국내 패션 인플루언서와 패션 브랜드에서 하이엔드 브랜드에 등장하는 트렌드를 재해석하여 국내 소비자에게 새롭게 제안하기도 한다는 것을 알 수 있었다.

### 3. 실루엣/디테일 속성값을 통한 실루엣/디테일 트렌드의 확산 분석

실루엣과 디테일, 컬러, 소재는 패션 디자인의 가장 기초적인 요소로 고려된다 (서지영 & 임지영, 2011). 하지만 본 논문에서는 이미지 데이터를 기반으로 연구를 수행하며, 컬러와 소재는 사진만으로는 명확하게 구분이 어렵기 때문에 시각적으로 명확하게 구분이 가능한 실루엣과 디테일 속성을 중심으로 연구를 진행하였다. [연구문제 2]에서는 베스트 아이템 데이터, 런웨이 컬렉션 데이터, 패션 인플루언서 착장 데이터의 아우터에서 높은 확률로 나타나는 실루엣, 디테일 속성값들의 연관규칙을 도출하여 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드 사이의 연관성을 이해하고자 하였다. 이를 위해 각각의 실루엣 속성값과 디테일 속성값을 대상으로 연관규칙 분석(association rule analysis)을 진행하였다. 이와 관련하여 앞서 설정하였던 [연구문제 2]는 다음과 같다.

**[연구문제 2]** 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼 베스트 아이템의 실루엣과 디테일 속성값을 분석하여 2022년 F/W 시즌 실루엣/디테일 트렌드의 확산을 연구한다.

연관규칙 분석은 데이터에서 강하게 연관된 속성을 설명하는 패턴을 발견하기 위해 사용하는 분석 방법이다 (Tan et al., 2020). 연관규칙의 평가 척도로는 주로 지지도(support), 신뢰도(confidence), 향상도(lift)가 사용된다. 지지도는 A와 B가 동시에 나타날 확률을 의미하며, 신뢰도는 A가 나타났을 때 B가 나타날 조건부 확률을 의미한다 (임제순 외, 2010; Raorane et al., 2012). 지지도와 신뢰도 모두 연관성을 보는 데 유용하지만, ‘우연에 의해’ 연관성이 높은 것들이 있기 때문에, 생성된 규칙이 실제 효용가치가 있는 지 판별할 수 있는 향상도를 함께 살펴보아야 한다. 향상도는 두 속성 간의 상관관계를 나타내는 척도로 A와 B의 연관성을 보여주는 값이다. 즉, 지지도는 하나의 아이템에 A 속성값과 B 속성값이 동시에 나타날 확률을 의미하고, 신뢰도는 하나의 아이템에 A 속성값이 나타난 경우, B 속성값이 함께 등장한 확률을 의미한다. 향상도는 A 속성값과 B 속성값의 연관성을 나타내는 값으로, 1보다 클수록 두 개의 속성값 사이의 연관성이 크다고 볼 수 있다. 지지도와 신뢰도 수치는 데이터에 따라 기준 값을 변화시켜 나가며 유용한 규칙이 나오는 지를 탐색적으로 확인한다. 규칙이 도출되지 않으면 지지도나 신뢰도를 더 낮춰가며 탐색할 수 있고, 반대의 경우 그 값을 향상시켜 유의한 규칙을 찾아나갈 수 있다. 다만, 향상도의 경우 1보다 작을 경우 이는 우연히 발생했을 규칙을 의미하므로 이는 규칙에서 제외시키는 것이 바람직하다 (Miller, 2014).

### 1) 실루엣 속성값 연관규칙 분석

먼저 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 데이터에 등장한 아우터의 실루엣 속성값들에 대한 연관규칙을 분석하였다. 실루엣

속성에는 기장, 네크라인, 소매기장, 핏, 세이프, 솔더타입, 슬리브타입이 포함되어 있다. 하지만 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 데이터는 서로 다른 아이템으로 구성되어있기 때문에, 각각의 데이터에 포함된 실루엣 속성값이 조금씩 다르게 나타났다 ([표 15], [표 16], [표 17]).

[표 15] 런웨이 데이터 실루엣 연관분석에 투입된 속성값의 특성

실루엣	하위속성	속성개수
기장	숏, 미디, 하프, 롱, 맥시	5개
네크라인 및 칼라	노치드라펠, 나폴레옹라펠, 라운드넥, 리퍼칼라, 립칼라, 모크넥 등	22개
소매기장	반팔, 7부소매, 슬리브리스	3개
핏	오버사이즈, 레귤러, 슬림, 타이트	4개
세이프	스트레이트, 아워글라스, A라인	3개
솔더타입	드롭솔더, 래글런솔더, 스트레이트솔더, 오픈솔더	4개
슬리브타입	별문슬리브, 퍼프슬리브, 벨슬리브, 케이프슬리브	4개

[표 16] 인플루언서 데이터 실루엣 연관분석에 투입된 속성값의 특성

실루엣	하위속성	속성개수
기장	숏, 미디, 하프, 롱	4개
네크라인 및 칼라	노치드라펠, 나폴레옹라펠, 라운드넥, 리퍼칼라, 립칼라, 브이넥 등	16개
소매기장	반팔, 슬리브리스	2개
핏	오버사이즈, 레귤러, 슬림, 타이트	4개
세이프	스트레이트, 아워글라스, A라인	3개
솔더타입	드롭솔더, 래글런솔더, 스트레이트솔더, 포인트드솔더	4개

슬리브타입	별륜슬리브, 퍼프슬리브, 가오리슬리브	3개
-------	----------------------	----

[표 17] 베스트 아이템 데이터 실루엣 연관분석에 투입된 속성값의 특성

실루엣	하위속성	속성개수
기장	숏, 미디, 하프, 롱	4개
넥라인 및 칼라	노치드라펠, 라운드넥, 라운드칼라, 리퍼칼라, 브 이넥, 셔츠칼라 등	15개
소매기장	반팔 슬리브리스	2개
핏	오버사이즈, 레귤러, 슬림	3개
셰이프	스트레이트, 아워클라스, A라인	3개
숄더타입	드롭숄더, 래글런숄더, 스트레이트숄더, 오픈숄더	4개
슬리브타입	별륜슬리브, 퍼프슬리브, 벨슬리브	3개

F/W 시즌 런웨이 아우터 397개 중 10개, 패션 인플루언서 착용의 아우터 286개 중 5, 베스트 아이템의 아우터 267개 중 2개를 제외하고는 모든 아이템의 소매기장이 ‘긴팔’ 이었다. 이러한 경우 대부분의 연관규칙에 ‘긴팔’ 이 포함되는 문제가 발생한다. 이를 방지하기 위해 F/W 시즌 아우터 중 특이점이 있는 소매기장(e.g., 반팔, 슬리브리스)만 속성값을 남겨두고, ‘긴팔’ 로 태깅된 경우는 특이 사항 없음으로 판단하여 속성값을 제외하고 연관규칙을 도출하였다. 이와 동일한 이유로 슬리브타입에서 ‘스트레이트 슬리브’ 로 태깅된 경우는 특이 사항 없음으로 판단하여 속성값을 제외하고 분석을 진행하였다.

실루엣 속성값의 연관규칙 분석에 앞서 2022년 F/W 시즌 런웨이 컬렉션, 인플루언서 착용, 베스트 아이템 데이터의 아우터에 나타난 실루엣 속성값의 출현 빈도를 살펴보면 다음과 같다 ([표 18]). 기장, 핏, 셰이프의 경우 런웨이, 패션 인플루언서, 베스트 아이템 데이터에서 모두 동일하게 미디 기장, 오버사이즈 핏, 스트레이트 셰이프가 가장 높은 빈도로 출현

했다. 넥크라인과 칼라의 경우 런웨이와 패션 인플루언서 데이터에서는 노치드라펠이 가장 높은 빈도로 출현하였으며, 베스트 아이템 데이터에서는 하이넥이 가장 많이 출현했다. 반면에 솔더타입의 경우 런웨이 컬렉션에서는 스트레이트 솔더가, 패션 인플루언서와 베스트 아이템 데이터에서는 드롭솔더가 가장 높은 빈도로 출현하였다.

[표 18] 실루엣 속성값 출현 빈도

런웨이		패션 인플루언서		베스트 아이템	
기장	빈도(%)	기장	빈도(%)	기장	빈도(%)
미디	160 (40.2%)	미디	146 (51.05%)	미디	123 (46.07%)
롱	134 (33.67%)	숏	79 (27.62%)	숏	75 (28.09%)
하프	55 (13.82%)	롱	48 (16.78%)	롱	55 (20.60%)
넥크라인 및 칼라	빈도(%)	넥크라인 및 칼라	빈도(%)	넥크라인 및 칼라	빈도(%)
노치드 라펠	149 (37.44%)	노치드 라펠	49 (17.13%)	하이넥	68 (25.47%)
셔츠칼라	64 (16.08%)	셔츠칼라	48 (16.78%)	노치드 라펠	44 (16.48%)
라운드넥	27 (6.78%)	라운드넥	40 (13.99%)	셔츠칼라	34 (12.73%)
핏	빈도(%)	핏	빈도(%)	핏	빈도(%)
오버사이즈	185 (46.48%)	오버사이즈	149 (52.10%)	오버사이즈	150 (56.18%)
레귤러	174 (43.72%)	레귤러	124 (43.36%)	레귤러	113 (42.32%)
슬림	28 (7.04%)	슬림	10 (3.50%)	슬림	4 (1.50%)
세이프	빈도(%)	세이프	빈도(%)	세이프	빈도(%)
스트레이트	256	스트레이트	145	스트레이트	182

	(64.32%)		(50.70%)		(68.16%)
아워글라스	44 (11.06%)	A라인	26 (9.09%)	A라인	18 (6.74%)
A라인	24 (6.03%)	아워글라스	10 (3.50%)	아워글라스	7 (2.62%)
<b>숄더타입</b>	<b>빈도(%)</b>	<b>숄더타입</b>	<b>빈도(%)</b>	<b>숄더타입</b>	<b>빈도(%)</b>
스트레이트 숄더	159 (39.95%)	드롭숄더	118 (41.26%)	드롭숄더	126 (47.19%)
드롭숄더	131 (32.91%)	스트레이트 숄더	76 (26.57%)	스트레이트 숄더	49 (18.35%)
래글런숄더	11 (2.76%)	래글런숄더	28 (9.79%)	래글런숄더	30 (11.24%)
<b>슬리브 타입</b>	<b>빈도(%)</b>	<b>슬리브 타입</b>	<b>빈도(%)</b>	<b>슬리브 타입</b>	<b>빈도(%)</b>
별룬슬리브	19 (4.77%)	별룬슬리브	11 (3.85%)	별룬슬리브	15 (5.62%)
퍼프슬리브	6 (1.51%)	퍼프슬리브	5 (1.75%)	퍼프슬리브	2 (0.75%)
벨슬리브	3 (0.75%)	가오리 슬리브	3 (1.05%)	벨슬리브	1 (0.37%)

2022년 F/W 런웨이 컬렉션에 등장한 아우터의 실루엣 속성값들을 최소 지지도 0.1, 최소 신뢰도 0.5를 기준으로 연관 규칙을 도출하였다. 중복되는 규칙을 삭제하고, 실루엣 속성값이 3개 이상 반영된 규칙은 총 18개였으며, 18개의 규칙 모두 향상도 0.99 이상이였다 ([표 19]). 연관 규칙은 다음과 같이 해석할 수 있는데, 예를 들어 [표 19]의 Rule 1을 해석하면 다음과 같다.

- 지지도: 아우터에 드롭숄더, 스트레이트 세입, 오버사이즈 핏이 동시에 등장할 확률은 19.3%이다.
- 신뢰도: 아우터가 드롭숄더, 스트레이트 세입일 때 오버사이즈 핏일 확률은 84.6%이다.

- 향상도: 아우터가 우연히 오버사이즈일 경우보다, 아우터가 드롭숄더, 스트레이트 세입일 때 오버사이즈 핏일 확률이 1.84배 더 높다.

[표 19] 런웨이 데이터의 실루엣 속성값에서 도출된 연관규칙

Rule	antecedents	consequents	support	confidence	lift
1	(드롭숄더, 스트레이트)	(오버사이즈)	0.193	0.846	1.840
2	(노치드라펠, 스트레이트)	(스트레이트 숄더)	0.186	0.698	1.737
3	(스트레이트숄더, 레귤러)	(스트레이트)	0.178	0.772	1.195
4	(스트레이트, 미디)	(스트레이트 숄더)	0.148	0.602	1.498
5	(노치드라펠, 미디)	(스트레이트 숄더)	0.143	0.826	2.055
6	(노치드라펠, 레귤러)	(스트레이트)	0.138	0.821	1.271
7	(노치드라펠, 레귤러)	(스트레이트 숄더)	0.136	0.806	2.005
8	(스트레이트, 미디)	(오버사이즈)	0.131	0.531	1.154
9	(미디, 드롭숄더)	(오버사이즈)	0.123	0.891	1.938
10	(롱, 레귤러)	(스트레이트)	0.123	0.662	1.025
11	(노치드라펠, 미디)	(스트레이트)	0.121	0.696	1.077
12	(노치드라펠, 오버사이즈)	(스트레이트)	0.116	0.730	1.131
13	(오버사이즈, 롱)	(스트레이트)	0.113	0.804	1.244
14	(노치드라펠, 스트레이트, 레귤러)	(스트레이트 숄더)	0.113	0.818	2.035
15	(노치드라펠, 스트레이트, 미디)	(스트레이트 숄더)	0.106	0.875	2.177
16	(레귤러, 미디)	(스트레이트)	0.103	0.719	1.114
17	(스트레이트숄더, (노치드라펠)		0.101	0.727	1.956

	오버사이즈)				
18	(레귤러, 미디)	(스트레이트 숄더)	0.101	0.702	1.746

앞서 분석한 것과 동일한 방법으로 패션 인플루언서의 착장 데이터와 베스트 아이템 데이터에 등장한 아우터의 실루엣 속성값에 대해 연관규칙 분석을 수행하였다. 최소 지지도 0.1, 최소 신뢰도 0.5 이상이 넘는 규칙들 중에서 중복되는 규칙을 삭제하고 실루엣 속성값이 3개 이상 반영된 규칙은 패션 인플루언서 착장 데이터에서 총 10개 ([표 20]), 베스트 아이템 데이터에서는 총 9개이며([표 21]), 도출된 연관규칙은 모두 향상도가 0.99 이상이었다.

[표 20] 인플루언서 데이터의 실루엣 속성값에서 도출된 연관규칙

Rule	antecedents	consequents	support	confidence	lift
1	(스트레이트, 드롭숄더)	(오버사이즈)	0.171	0.831	1.605
2	(스트레이트, 오버사이즈)	(미디)	0.157	0.542	1.077
3	(미디, 드롭숄더)	(오버사이즈)	0.150	0.811	1.568
4	(미디, 레귤러)	(스트레이트)	0.143	0.719	1.239
5	(스트레이트숄더, 레귤러)	(스트레이트)	0.140	0.816	1.406
6	(스트레이트숄더, 미디)	(스트레이트)	0.136	0.830	1.430
7	(스트레이트, 노치드라펠)	(스트레이트숄 더)	0.119	0.850	1.688
8	(스트레이트숄더, 미디)	(노치드라펠)	0.119	0.723	3.762
9	(스트레이트, 숏)	(레귤러)	0.112	0.727	1.677
10	(스트레이트, 노치드라펠)	(미디)	0.108	0.775	2.916

[표 21] 베스트 아이템 데이터의 실루엣 속성값에서 도출된 연관규칙

Rule	antecedents	consequents	support	confidence	lift
1	(스트레이트, 드롭숄더)	(오버사이즈)	0.239	0.842	1.505
2	(오버사이즈, 드롭숄더)	(미디)	0.209	0.519	1.178
3	(스트레이트, 미디)	(오버사이즈)	0.146	0.542	0.990
4	(오버사이즈, 롱)	(스트레이트)	0.142	0.905	1.332
5	(숏, 스트레이트)	(레귤러)	0.138	0.685	1.625
6	(하이넥, 오버사이즈)	(드롭숄더)	0.123	0.943	2.005
7	(레귤러, 미디)	(스트레이트)	0.119	0.711	1.047
8	(스트레이트숄더, 레귤러)	(스트레이트)	0.101	0.871	1.283
9	(오버사이즈, 스트레이트, 미디)	(드롭숄더)	0.101	0.692	1.473

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 각각의 데이터에서 도출해낸 실루엣 속성값의 연관규칙 사이에는 유사성이 발견되었다. 모든 데이터에서 가장 높은 지지도를 보인 {(드롭숄더, 스트레이트), (오버사이즈)} 규칙을 비롯하여 총 5개의 공통된 연관규칙이 발견되어 유사성을 확인할 수 있었다 ([표 22]).

[표 22] 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터의 실루엣 속성값에서 공통적으로 도출된 연관규칙

antecedents	consequents
(스트레이트, 드롭숄더)	(오버사이즈)
(오버사이즈, 드롭숄더)	(미디)
(스트레이트, 미디)	(오버사이즈)
(레귤러, 미디)	(스트레이트)
(스트레이트숄더, 레귤러)	(스트레이트)

패션 인플루언서 착장에서 도출한 연관규칙 10개는 모두 런웨이 컬렉션 혹은 베스트 아이템 데이터에서 도출된 연관규칙이었다. 10개의 연관규칙 중 상위 5개는 런웨이 컬렉션과 베스트 아이템 데이터에서도 공통적으로 도출된 연관규칙이었다 ([표 22]). 10개 중 4개는 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장에서만 공통적으로 도출된 연관규칙이었다 ([표 23]). 결론적으로 패션 인플루언서의 착장에서 도출한 실루엣 연관규칙 10개 중에서 9개가 런웨이 연관규칙에서도 발견되어 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장에 나타나는 실루엣 패턴에는 강한 연관성이 발견되었다. 10개 중 1개 {(스트레이트, 숏), (레귤러)}는 패션 인플루언서 데이터와 베스트 아이템 데이터에서만 도출된 연관규칙이었다.

[표 23] 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장 데이터의 실루엣 속성값에서 공통적으로 도출된 연관규칙

antecedents	consequents
(스트레이트숄더, 미디)	(스트레이트)
(스트레이트, 노치드라펠)	(스트레이트숄더)
(스트레이트숄더, 미디)	(노치드라펠)
(스트레이트, 노치드라펠)	(미디)

베스트 아이템 데이터에서 지지도가 높게 나타난 연관규칙 1~3번을

포함하여 총 5개의 연관규칙이 런웨이 데이터와 패션 인플루언서 착장 데이터에서도 공통적으로 도출되었다. 9개 중 1개, {(오버사이즈, 룡)}, {(스트레이트)}는 런웨이 컬렉션과 베스트 아이템에서만 공통적으로 도출된 연관규칙이었다. 결과적으로 베스트 아이템 데이터의 실루엣 연관규칙 9개 중 6개가 런웨이 데이터에서도 도출되었다.

특히 베스트 아이템 데이터에서 아우터의 실루엣 특성이 {(드롭숄더, 스트레이트), (오버사이즈)}으로 나타날 확률이 23.9%로 나타났는데, 런웨이 데이터에서도 동일한 연관규칙의 지지도가 19.3%로 높게 도출되었으며, 패션 인플루언서 데이터에서도 동일한 연관규칙이 17.1%의 높은 지지도를 보였다. {(스트레이트, 미디), (오버사이즈)} 형태는 베스트 셀링 데이터에서 두 번째로 높은 지지도를 보인 연관규칙이었으며, 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 데이터에서도 동일한 규칙이 도출되었다. 두 개의 규칙 모두 오버사이즈 핏이 포함되어 있는데, 오버사이즈 핏은 런웨이 컬렉션에 등장한 아이템에서 보다 과장되어 나타나고 있다. 하지만 전체적인 실루엣은 유사함을 확인하였다. 앞서 언급한 두 개의 실루엣 연관규칙이 반영된 아우터의 예시 이미지는 [그림 21], [그림 22]와 같으며, 패션 인플루언서 이미지의 경우 게시일을, 베스트 아이템 이미지의 경우 이미지 수집 날짜를 함께 기재하였다.

(드롭숄더, 스트레이트), (오버사이즈)			
런웨이			
	Reprinted from MiuMiu. (2022). <a href="http://www.wgsn.com">www.wgsn.com</a>	Reprinted from Louisvuitton. (2022). <a href="http://www.wgsn.com">www.wgsn.com</a>	Reprinted from Dior. (2022). <a href="http://www.wgsn.com">www.wgsn.com</a>
패션 인플루언서			
	2022-11-22 Adapted from kieunse. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2022-12-14 Adapted from kieunse. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2022-12-15 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>
베스트아이템			
	2022-09-08 Reprinted from Wconcept. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>	2022-10-06 Reprinted from Wconcept. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>	2022-12-19 Reprinted from Musinsa. (2022). <a href="http://www.musinsa.com/">www.musinsa.com/</a>

[그림 21] {(드롭숄더, 스트레이트), (오버사이즈)} 이미지 예시

(스트레이트, 미디), (오버사이즈)			
런웨이			
	Reprinted from MiuMiu. (2022). <a href="http://www.wgsn.com">www.wgsn.com</a>	Reprinted from Prada. (2022). <a href="http://www.wgsn.com">www.wgsn.com</a>	Reprinted from Versace. (2022). <a href="http://www.wgsn.com">www.wgsn.com</a>
패션 인플루언서			
	2022-08-25 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2022-12-04 Adapted from kim_bora95. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2023-01-31 Adapted from hehehe0. (2023). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>
베스트 아이템			
	2022-09-01 Reprinted from Musinsa. (2022). <a href="http://www.musinsa.com/">www.musinsa.com/</a>	2022-10-06 Reprinted from Wconcept. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>	2022-11-23 Reprinted from Musinsa. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>

[그림 22] {(스트레이트, 미디), (오버사이즈)} 이미지 예시

베스트 아이템 데이터에서는 도출되지 않고 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장에서만 도출된 연관규칙은 {(스트레이트, 노치드라펠), (스트레이트숄더)}, {(스트레이트숄더, 미디), (스트레이트)}, {(스트레이트숄더, 미디), (노치드라펠)}, {(스트레이트, 노치드라펠), (미디)}로 주로 포멀한 느낌의 재킷과 코트에 주로 해당되는 것이다. 대표적인 예로 {(노치드라펠, 스트레이트), (스트레이트숄더)}에 해당하는 이미지는 [그림 23]에 제시하였으며, 패션 인플루언서 이미지의 경우 게시일을 함께 기재하였다.

		(노치드라펠, 스트레이트), (스트레이트숄더)		
런웨이				
	Reprinted from MSGM. (2022). www.wgsn.com	Reprinted from Chloe. (2022). www.wgsn.com	Reprinted from StellaMcCartney. (2022). www.wgsn.com	

패션 인플루언서			
	2022-10-28 Adapted from kieunse. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2022-12-23 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2023-02-07 Adapted from ch_ami. (2023). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>

[그림 23] {(노치드라펠, 스트레이트), (스트레이트숄더)} 이미지 예시

2022년 F/W 시즌 WGSN 트렌드 리포트에 따르면 편안하고 박시한 스타일이 트렌드로 계속 이어지고 있지만, 이와 동시에 보다 구조적인 실루엣의 포멀한 스타일의 아우터가 주요 트렌드로 부상하고 있다고 보고하였다. WGSN 트렌드 리포트에 따르면 2022년 pre-fall 시즌 이후로 블레이저 재킷, 테일러드 코트 등 테일러드 아이템을 떠오르는 시즌 트렌드 아이템으로 보고한 바 있으며, 패션 인플루언서들이 대중 소비자들보다 이를 먼저 수용하였기 때문에 패션 인플루언서 창작 데이터에서 포멀한 느낌의 아우터를 연상시키는 실루엣 연관규칙이 높은 지지도로 도출되었을 것이다. 소셜 미디어 플랫폼은 일종의 자기 표현의 공간으로, 패션 인플루언서들은 업로드하는 콘텐츠(e.g., 창작 사진)를 통해 상대방이 자신을 좋은 이미지로 바라보도록 이상적 자기 표현 의도를 가지고 콘텐츠를 업로드한다 (박선경 & 김상훈, 2020). 그렇기 때문에 패션 인플루언서들은 소셜미디어상에서 개인적 일상이 담긴 자기 표현을 하더라도, 자신이 가진 역량에 대한 긍정적인 판단을 얻을 수 있는 방식으로 스스로를 표현하며, 하이엔드 브랜드의 런웨

이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드를 수용하고 재해석하여 소셜미디어에 게시했을 것이다.

한편 베스트 아이템 데이터와 패션 인플루언서의 착장에서만 도출된 {(숏, 스트레이트), (레귤러)}는 트위터채킷에서 주로 도출되는 실루엣 패턴이다. 트위터채킷은 런웨이에는 거의 등장하지 않았지만, 베스트 아이템 데이터와 인플루언서 착장에는 높은 빈도로 등장한 아이템이어서 베스트 아이템과 패션 인플루언서 데이터에서만 해당 규칙이 도출되었을 것이다. 예시 이미지는 [그림 24]와 같으며, 패션 인플루언서 이미지의 경우 게시일을, 베스트 아이템 이미지의 경우 이미지 수집 날짜를 함께 기재하였다.

(숏, 스트레이트), (레귤러)			
패션 인플루언서			
	2022-09-06 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2022-09-06 Adapted from kieunse. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>	2022-09-18 Adapted from r_yuhyeju. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a>

베 스 트 아 이 템			
	2022-09-01 Reprinted from Wconcept. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>	2022-09-01 Reprinted from Wconcept. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>	2022-10-27 Reprinted from Wconcept. (2022). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a>

[그림 24] {(숏, 스트레이트), (레귤러)} 이미지 예시

## 2) 디테일 속성값 연관규칙 분석

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 데이터에 등장한 아우터의 디테일 속성값들에 대해 연관규칙 분석을 수행하였다. 이를 통해 세 개의 데이터에서 도출한 디테일 속성값의 연관규칙에 유사성이 발견되는지 살펴보았다.

디테일 속성값에 대한 연관규칙 분석에 앞서 2022년 F/W 시즌 런웨이 컬렉션, 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터의 아우터에 나타난 서로 다른 디테일 속성값의 개수와 속성값의 출현 빈도를 살펴보면 다음과 같다. 먼저 런웨이 데이터 아우터에는 75개, 패션 인플루언서 착장 속 아우터에는 56개, 베스트 아이템 데이터의 아우터에는 61개의 서로 다른 디테일 속성값이 등장하였다. 이어서 출현 빈도를 살펴본 결과, 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터 모두에서 플랩포켓, 벨트, 패치

포켓과 같이 실용적인 디테일이 상위를 차지하였다 ([표 24]).

[표 24] 디테일 속성값 출현 빈도

런웨이		패션 인플루언서		베스트 아이템	
디테일 속성	빈도 (%)	디테일 속성	빈도 (%)	디테일 속성	빈도 (%)
플랩포켓	104 (21.49%)	플랩포켓	40 (19.23%)	플랩포켓	43 (13.65%)
벨트	53 (10.95%)	패치포켓	29 (13.94%)	벨트	38 (12.06%)
패치포켓	18 (3.72%)	벨트	15 (7.21%)	패치포켓	33 (10.48%)
와이드 칼라	15 (3.10%)	골드버튼	11 (5.29%)	밑단 스트링	16 (5.08%)
퍼트리밍	12 (2.48%)	트리밍	10 (4.81%)	골드버튼	15 (4.76%)

각각의 데이터의 디테일 속성값들을 최소 지지도 0.01, 최소 신뢰도 0.3을 기준으로 연관 규칙을 도출하였다. 런웨이 컬렉션 데이터에서 도출한 연관규칙은 중복값을 삭제한 후 7개였으며, 패션 인플루언서 착장에서는 6개, 베스트 아이템 데이터에서는 15개의 연관규칙이 도출되었다 ([표 25], [표 26], [표 27]).

[표 25] 런웨이 데이터의 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙

Rule	antecedents	consequents	support	confidence	lift
1	(퍼트리밍)	(플랩포켓)	0.018	0.583	2.232
2	(견장)	(플랩포켓)	0.013	0.417	1.595
3	(와이드칼라)	(벨트)	0.013	0.333	2.503
4	(견장)	(벨트)	0.010	0.333	2.503
5	(골드버튼)	(컷아웃)	0.010	0.400	39.800
6	(셔링소매)	(벨트)	0.010	0.667	5.006
7	(벨트포켓)	(플랩포켓)	0.010	0.571	2.187

[표 26] 인플루언서 데이터의 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙

Rule	antecedents	consequents	support	confidence	lift
1	(골드버튼)	(패치포켓)	0.014	0.308	2.2
2	(골드버튼)	(플랩포켓)	0.014	0.308	2
3	(트리밍)	(패치포켓)	0.014	0.364	2.6
4	(바인딩)	(패치포켓)	0.014	0.571	4.086
5	(배색스티치)	(패치포켓)	0.011	0.75	5.363
6	(버튼포인트)	(바인딩)	0.011	0.429	17.510

[표 27] 베스트 아이템 데이터의 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙

Rule	antecedents	consequents	support	confidence	lift
1	(골드버튼)	(패치포켓)	0.030	0.381	2.431
2	(소매비조)	(넥비조)	0.026	0.583	10.422
3	(넥비조)	(벨트)	0.022	0.400	3.697
4	(소매비조)	(벨트)	0.015	0.333	3.080
5	(소매비조)	(플랩포켓)	0.015	0.333	1.901
6	(넥비조, 벨트)	(소매비조)	0.015	0.667	14.889
7	(건플랩)	(넥비조)	0.011	0.750	13.400
8	(건플랩)	(벨트)	0.011	0.750	6.931
9	(건플랩)	(소매비조)	0.011	0.750	16.750
10	(프린지)	(골드버튼)	0.011	1.000	12.762
11	(퍼칼라)	(넥비조)	0.011	0.500	8.933
12	(바인딩)	(패치포켓)	0.011	0.750	4.786
13	(배색칼라)	(플랩포켓)	0.011	0.750	4.277
14	(파이핑)	(토글버튼)	0.011	0.600	17.867
15	(건플랩)	(소매비조, 넥비조)	0.011	0.750	28.714

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터에서 각각 도출한 디테일 속성값의 연관규칙 사이에는 공통된 연관규칙이 발견되지 않

았다. 또한 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장, 그리고 런웨이 컬렉션과 베스트 아이템 데이터 사이에도 공통된 연관규칙을 찾지 못하였다. 하지만 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에서는 2개의 공통된 연관규칙이 발견되었다 ([표 28]).

**[표 28] 패션 인플루언서와 베스트 아이템 데이터의 디테일 속성값에서 공통적으로 도출된 연관규칙**

antecedents	consequents
(골드버튼)	(패치포켓)
(바인딩)	(패치포켓)

런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 데이터에서 동일한 디테일 속성값들이 상위 빈도로 등장하였음에도, 공통되는 연관규칙은 거의 없었다. 의복 전체에 대하여 세부적인 부분을 의미하는 디테일은 탈부착이 가능하며, 의복을 구성하는 필수적인 요소가 아니다 (장세윤 외., 2022). 그렇기 때문에 디테일 속성들은 다양한 조합으로 독립적으로 의복에 등장할 수 있으며, 결과적으로 연관규칙 자체가 많이 도출되지 않았을 것이라 생각된다. 또한 디테일 속성은 대중 패션으로 내려오면서 간소화 되는데, 그렇기 때문에 런웨이 컬렉션에서 도출된 연관규칙과 동일한 연관규칙이 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에서는 도출되지 않았을 것이라 생각된다. 하지만 디테일의 출현 빈도를 기준으로 비교를 한다면 플랩포켓, 벨트, 패치포켓이 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템에서 모두 높은 비중(%)으로 등장하였다. 2022년 F/W의 주요 트렌드 중 하나가 실용적이고 다재다능한 디테일 옵션을 제공하는 것인데 (Ajimal, 2022), 이 때문에 실용성이 부각되는 플랩포켓, 패치포켓과 실루엣 변형을 가능하게 해주는 벨트가 높은 빈도로 등장한 것으로 해석할 수

있다.

이상의 결과를 요약하면, 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템에 등장하는 아우터의 실루엣 특성에는 유사성이 존재한다는 것을 확인하였다. 반면에 디테일 속성값을 대상으로 연관규칙 분석을 시행했을 때 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 모두에서 공통적으로 등장하는 연관규칙은 존재하지 않아 세 개의 데이터 사이에서 유사성을 발견하지는 못하였다. 하지만, 디테일 속성값의 등장 빈도는 세 개의 데이터에서 유사하게 나타났다는 점을 확인하였다.

#### 4. 패션 인플루언서의 착장이 베스트 아이템 형성에 미치는 영향력 분석

[연구문제 1]과 [연구문제 2]를 통해서 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드, 패션 인플루언서들의 착장, 베스트 아이템 사이의 관계를 아이템, 실루엣, 디테일 속성값을 중심으로 살펴보았다. MAE 값을 도출해 베스트 아이템 데이터에 등장하는 아이템 종류는 런웨이 컬렉션에 등장하는 것보다 패션 인플루언서의 착장에 나타나는 것들과 더 유사하다는 것을 확인하였다. [연구문제 3]을 통해서 패션 인플루언서들이 온라인과 소셜미디어상에서 대중적인 패션 트렌드 형성에 영향을 미치는지, 즉 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 형성에 영향을 미치는지 분석하였다. 앞서 제안한 [연구문제 3]은 다음과 같다.

**[연구문제 3]** 패션 인플루언서의 착장이 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 형성에 미치는 영향을 분석한다.

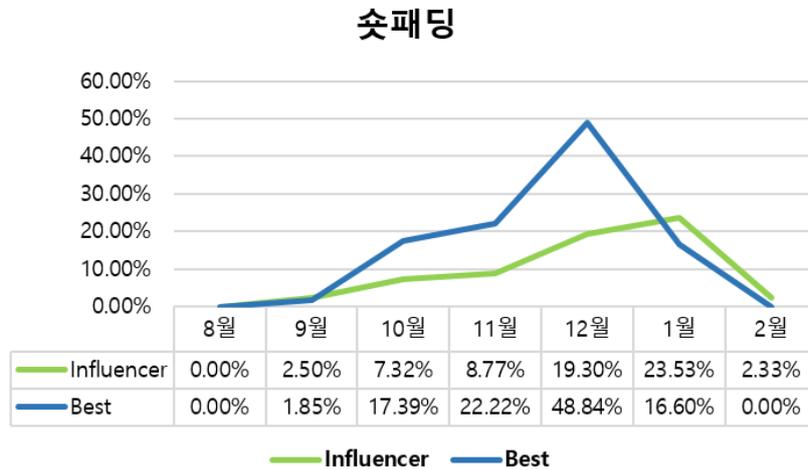
이를 위해 런웨이 컬렉션에는 거의 등장하지 않았지만 패션 인플루언서와 베스트 아이템에는 높은 비중을 차지하며 등장한 아이템 속성값 (e.g., 숏패딩, 발마칸코트, 트위드재킷)과 부상성이 보이는 아이템 속성값 (e.g., 더플코트, 바시티재킷, 블루종)에 주목하였고, 패션 인플루언서의 착장 데이터와 베스트 아이템 데이터를 월(month) 단위로 나누어서 아이템 속성값들의 출현 비중(%)의 변화 추이를 살펴보았다. 2022년 F/W시즌 신상품이 출시되는 8월부터 2022년 F/W시즌이 끝나는 2023년 2월까지 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에 등장한 아이템을 살펴보았다. 2022년 8월부터 2023년 2월까지 매 월(month) 등장한 아우터의 빈도는 [표 29]에 제시하였다. 분석을 위해 Python 프로그램의 pandas 라이브러리를 사용하였다.

[표 29] 월(month)마다 등장한 아우터의 개수

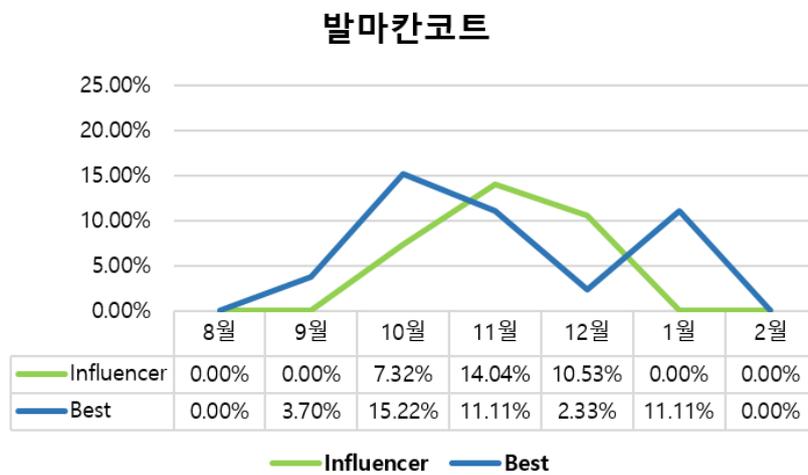
	8월	9월	10월	11월	12월	1월	2월
인플루언서	13	41	42	56	57	34	43
베스트 아이템	50	54	46	54	43	36	34

숏패딩의 경우 베스트 아이템 데이터와 인플루언서 착장에서 10월달부터 본격적으로 나타났다. 하지만 베스트 아이템 데이터에는 10월 17.39%, 11월 22.22%, 12월 48.84%로 나타났지만, 패션 인플루언서의 착장에서는 오히려 베스트 아이템 데이터보다 조금 늦게 12월에 19.30%, 1월에 23.53%로 나타났다 ([그림 25]). 이와 유사하게 발마칸코트도 베스트 아이템에는 9월부터 등장하여 10월달엔 출현 빈도가 15.22%였고, 인플루언서의 착장

에는 베스트 아이템에 등장하는 시기보다 조금 늦게, 10월달에 7.32%로 등장하여 11월달에 14.04%로 나타났다 ([그림 26]).



[그림 25] 숫 패딩 출현 비중 변화 추이

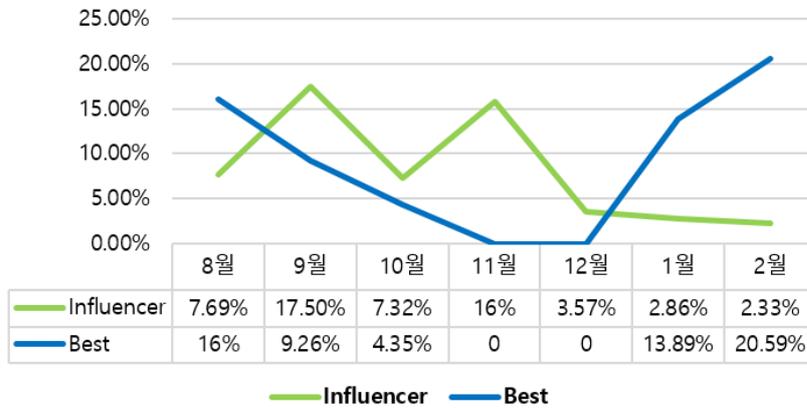


[그림 26] 발마칸코트 출현 비중 변화 추이

솜패딩과 발마칸코트 모두 2020년 F/W시즌 이후로 계속해서 대중 소비자들에게 인기가 있는 아이템이었고, 베스트 아이템 데이터에서 출현 빈도가 계속해서 증가하는 추세에 있는 아이템이었다. 2022년 F/W 시즌이 시작되기 전부터 대중 소비자들은 솜패딩과 발마칸코트에 노출이 많이 되었고, 2022년 F/W시즌에는 인플루언서의 착장에 노출되기 전에 상품을 구매한 것으로 생각된다. 그렇기 때문에 2022년 F/W 시즌 솜패딩과 발마칸코트는 대중이 주도하는 트렌드 아이템이라고 볼 수 있다.

한편 트위드재킷은 F/W 신상품이 출시되는 8월부터 베스트 아이템 데이터에 나타나서 10월까지 계속해서 등장하였다 ([그림 27]). 특히 8월 베스트 아이템 데이터의 경우 트위드재킷이 전체 아우터의 16%를 차지하였는데, 이는 같은 시기 인플루언서 착장에 등장한 출현 빈도보다 약 2배 가량 높은 수치이다. 트위드재킷이 패션 인플루언서의 착장에도 2022년 F/W 시즌에 걸쳐 꾸준히 등장하였지만, 시즌 초반 베스트 아이템 데이터에 높은 출현 빈도를 보였다는 점으로 미루어 봤을 때 2022년 F/W 시즌 트위드재킷의 트렌드 또한 대중 소비자들이 주도한다고 볼 수 있다.

### 트위드재킷



[그림 27] 트위드재킷 출현 비중 변화 추이

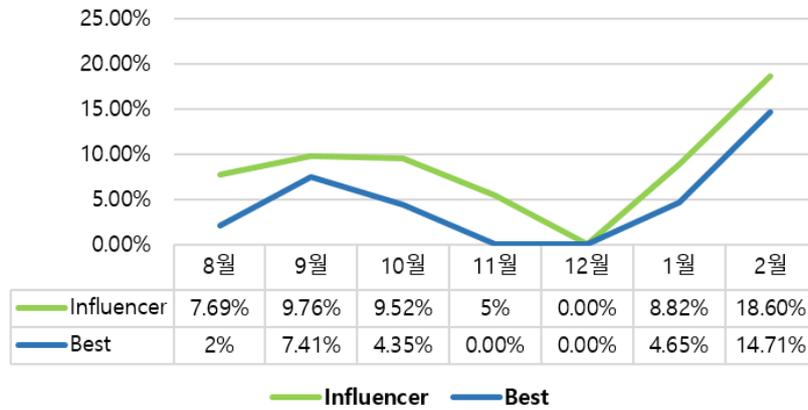
트위드재킷 또한 숏패딩과 발마칸코트와 마찬가지로 2020년부터 꾸준히 높은 비중으로 베스트 아이템 데이터에 등장하고 있다. 그렇기 때문에 F/W시즌이 시작되기 전에도 노출이 많았을 것이며, 인플루언서들을 통해 노출되기 전, 즉 F/W 상품이 출시되자마자 구매했을 것이라 유추할 수 있다. 트위드재킷은 인플루언서 착장에 많이 등장하였고, 베스트 아이템에 트위드 재킷이 등장하지 않는 11월과 12월에도 16%, 3.57%의 비중으로 계속해서 등장했다. 이후 1월과 2월에 트위드 재킷이 베스트 아이템 데이터에 각각 13.89%와 20.59%로 높게 등장하였는데, 패션 인플루언서들을 통해 지속적으로 노출된 것이 대중 패션 트렌드를 형성하는데 영향을 미친 요인 중 하나일 것이라 생각되며, 트위드 재킷의 인기는 2023년 S/S 시즌에도 계속될 것이라 예측할 수 있다. 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에 나타난 트위드재킷의 예시 이미지는 [그림 28]과 같으며, 패션 인플루언서 이미지의 경우 게시일을, 베스트 아이템 이미지의 경우 이미지 수집 날짜를 함께 기재하였다.

패션 인플루언서	 <p>2022-11-08 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a></p>	 <p>2022-11-20 Adapted from wonlog. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a></p>	 <p>2022-11-26 Adapted from kieunse. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a></p>
베스트 아이템	 <p>2023-01-02 Reprinted from Wconcept. (2023). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a></p>	 <p>2023-01-09 Adapted from Wconcept. (2023). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a></p>	 <p>2023-01-23 Reprinted from Wconcept. (2023). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a></p>

[그림 28] 패션 인플루언서 착용과 베스트 아이템에 등장한 트위드재킷 예시 이미지

블루종, 바시티재킷, 더플코트는 3년치 베스트 아이템 데이터의 아이템 속성값을 분석한 결과 부상성이 보이는 아이템이었다.

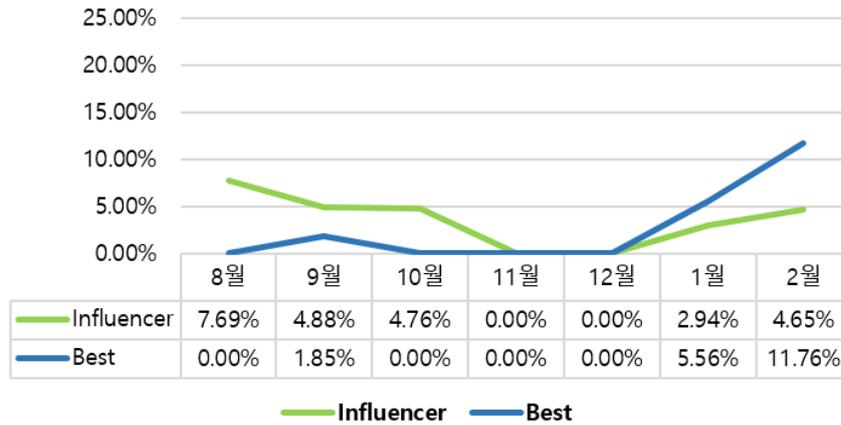
## 블루종



[그림 29] 블루종 출현 비중 변화 추이

블루종은 아이템이 출시되는 2022년 8월부터 인플루언서의 착장에 높은 빈도로 등장하였고, 9월부터 베스트 아이템에 나타났다 ([그림 29]). 12월을 제외하고 패션 인플루언서의 착장에 블루종이 지속적으로 등장하였으며, 베스트 아이템에도 1월과 2월에 각각 4.65%와 14.71%로 등장하였다. 블루종은 한겨울에 입을 수 있는 아이템이 아니기 때문에 11월과 12월에는 등장하지 않았지만, 패션 인플루언서의 착장을 통해 지속적으로 노출이 이루어진 것이 1월, 2월의 대중 소비자들의 구매에 영향을 미쳤을 것이다.

## 바시티재킷



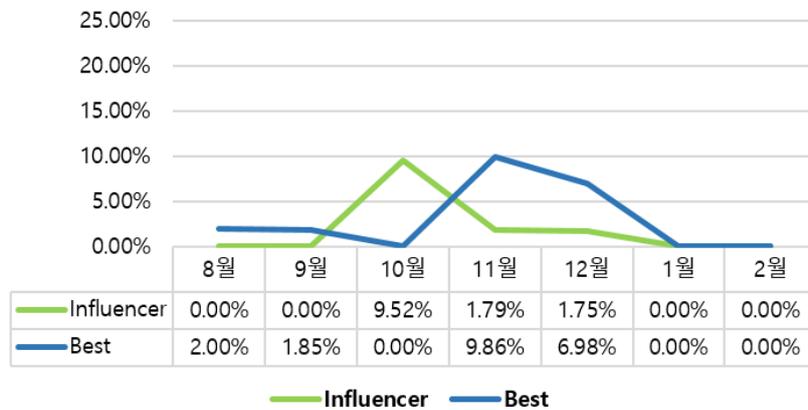
[그림 30] 바시티재킷 출현 비중 변화 추이

바시티재킷은 시즌 초반에는 베스트 아이템 데이터에 거의 나타나지 않지만, 인플루언서들의 착장을 통해 지속적으로 노출이 된 후부터 베스트 아이템 데이터에 높은 빈도 (1월 5.56%, 2월 11.76%)로 등장하였다 ([그림 30]). 특히 8월달에는 베스트 아이템 데이터에 등장하지 않았다는 점이 주목할 만하다. 패션 인플루언서의 착장과 베스트 아이템 데이터에 나타난 바시티재킷의 예시 이미지는 [그림 31]과 같으며, 패션 인플루언서 이미지의 경우 게시일을, 베스트 아이템 이미지의 경우 이미지 수집 날짜를 함께 기재하였다.

<p>패션 인플루언서</p>	 <p>2022-09-19 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a></p>	 <p>2022-10-18 Adapted from nayoungkeem. (2022). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a></p>	 <p>2023-01-30 Adapted from hehehe0. (2023). <a href="http://www.instagram.com/">www.instagram.com/</a></p>
<p>베스트 아이템</p>	 <p>2023-01-02 Reprinted from Musinsa. (2023). <a href="http://www.musinsa.co.kr/">www.musinsa.co.kr/</a></p>	 <p>2023-02-13 Adapted from Wconcept. (2023). <a href="http://www.wconcept.co.kr/">www.wconcept.co.kr/</a></p>	 <p>2023-02-20 Reprinted from Musinsa. (2023). <a href="http://www.musinsa.co.kr/">www.musinsa.co.kr/</a></p>

[그림 31] 패션 인플루언서 착용과 베스트 아이템에 등장한 바시티재킷 예시 이미지

## 더플코트



[그림 32] 더플코트 출현 비중 변화 추이

바시티재킷과 유사하게 더플코트도 시즌 초반인 8월부터 10월까지 베스트 아이템 데이터에 거의 등장하지 않았다. 같은 코트류인 발마칸코트가 9월부터 베스트 아이템으로 나타나기 시작해 10월에 높은 빈도(%)로 출현하였다는 점을 고려했을 때, 더플코트는 시즌 초반에 많이 등장하지 않았다고 볼 수 있다. 더플코트는 인플루언서 착장을 통해 노출이 많이 된 이후인 11월달부터 베스트 아이템 데이터에 높은 빈도로 등장하였다 ([그림 32]).

블루종과 바시티재킷, 더플코트는 2022년 F/W 시즌에 부상성이 보인 아이템으로 이전 시즌부터 트렌드 아이템으로 자리잡은 다른 아이템들과 달리 시즌 초반에는 베스트 아이템에는 거의 등장하지 않았다. 블루종과 바시티재킷, 더플코트는 2022년 F/W 시즌부터 주목받는 트렌드 아이템이어서 숏패딩, 발마칸코트, 트위드재킷과는 다르게 사전에 대중 소비자들에게 노출이 많이 되지 않았기 때문에 시즌 초반에 많이 등장하지 않았을 것이라 생각된다. 특히 바시티재킷과 더플코트는 2022년 F/W 시즌 여성복 런웨이 컬렉션에는 거의 등장하지 않았지만, 2021년 F/W 시즌부터 남성복 런웨이

컬렉션에 등장하며 트렌드 리포트에 주요 아이템으로는 거론되었다. 바시티 재킷과 더플코트는 패션 인플루언서의 착장을 통해 노출이 된 이후부터 베스트 아이템 데이터에서 출현 빈도가 증가하였는데, 패션 인플루언서들이 런웨이 컬렉션에 등장한 아이템을 재해석하고 대중들에게 노출함으로써 해당 아이템이 대중적인 트렌드로까지 확산되었을 것이다. 결과적으로 2022년 F/W 시즌 베스트 아이템 데이터에서 부상성이 있다고 판단되는 아이템 속성값은 패션 인플루언서의 영향을 받았을 것이다.

이상의 결과를 요약하면, 2022년 F/W 시즌 런웨이 컬렉션에는 많이 등장하지 않았지만 패션 인플루언서 착장과 베스트 아이템 데이터에서는 높은 빈도로 등장하거나 베스트 아이템 데이터에서 부상성을 보인 아이템은 대중이 주도하는 아이템과 패션 인플루언서들이 주도하는 아이템으로 분류할 수 있다. 2022년 F/W 시즌 이전부터 트렌드로 자리잡은 아이템들은 이미 미디어와 인플루언서 등을 통해 대중 소비자들에게 노출이 많이 된 상태이기 때문에, 시즌 초반에 패션 인플루언서들이 주도적으로 아이템을 노출하거나 바이럴(viral)을 하지 않아도 시즌 트렌드 상품으로 안정적으로 자리잡았다. 반면에 패션 인플루언서들이 주도하는 아이템은 부상성이 보이는 아이템으로, 대중 소비자들에게 사전에 노출이 비교적 덜 된 제품들이다. 특히 바시티재킷과 더플코트의 경우 2022년 F/W 시즌 여성복 런웨이 컬렉션이 아닌 2021년 F/W 시즌과 2022년 F/W 시즌 남성복 컬렉션에서 두드러진 트렌드 아이템이었다. 이를 통해 패션 인플루언서들이 런웨이 컬렉션에 나타나는 트렌드를 어떻게 수용해서 재해석하는지가 대중적인 패션 트렌드 형성에 영향을 미친다는 점을 확인할 수 있었다.

## 제 4절 논의

연구 1에서는 4대 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 대중 패션 트렌드의 관계를 정량적으로 연구함으로써 현대 사회의 패션 트렌드 확산에 대해 알아보고자 하였다. 이를 위해 런웨이 컬렉션 데이터, 패션 인플루언서 착장 데이터, 베스트 아이템 데이터를 사용하여 이들의 관계성을 분석하였다. [연구문제 1]에서 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템의 아이템 속성값을 분석하였다. 구체적으로, 아이템 속성값의 출현 비중을 도출하여 그 수치를 중심으로 패션 트렌드를 양적·질적으로 분석하였다. 또한 [연구문제 2]를 통해 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템에 등장한 아우터의 실루엣과 디테일 속성값의 연관규칙을 도출하여 패션 트렌드 확산을 분석하였다. 마지막으로 패션 인플루언서들이 대중 패션 트렌드를 형성하는데 미치는 영향력을 살펴보기 위해 [연구문제 3]에서는 베스트 아이템 데이터에 등장하는 아이템과 패션 인플루언서의 착장에 등장한 아이템 속성값의 출현 빈도를 월(month) 단위로 나누어서 아이템별로 등장 추이를 분석하였으며, 연구 1에 관한 논의는 다음과 같다.

### 1. 패션 트렌드 정보의 사회적 전염 효과

런웨이는 다양한 상품을 보여주고 새로운 트렌드를 제안하는 '쇼'이기 때문에 다양한 아이템이 등장하며, 런웨이에 등장하는 다양한 제품들은 대중 소비자에게로 확산, 수용되면서 일부 아이템으로 인기가 수렴되게 된다. 하지만 [연구문제 1]을 통해 런웨이에 등장하지 않거나 낮은 출현 비중을

보인 아이템들이 베스트 아이템 데이터 혹은 패션 인플루언서의 착장에서 큰 부분을 차지하는 경우를 확인하였다. 나아가 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 패션 인플루언서들의 착장과 더 큰 유사성을 가지고 있다는 것이 [연구문제 1]을 통해 확인되었다. 특히 2022년 F/W 시즌 동안 베스트 아이템에 등장한 아이템 속성값 중 부상성이 있다고 판단된 아이템 속성값들은 2022년 F/W 시즌동안 패션 인플루언서들이 주도하였음을 [연구문제 3]을 통해 확인했다. 이렇게 런웨이 컬렉션에는 등장하지 않지만 패션 인플루언서들의 착장과 베스트 아이템에 높은 빈도로 등장하며 대중적인 패션 트렌드로 자리잡는 현상은 사회적 전염 이론으로 설명된다.

사회적 전염 이론은 현대 사회의 정보 확산 현상을 설명해주는 이론 중 하나로 다양한 오피니언 리더를 거치며 정보가 빠르게 확산되는 현상에 관한 이론이다. 사회적 전염 이론을 패션 트렌드 정보가 확산되는 맥락에 적용하면 유행의 수평 전파 이론과도 유사하다. 하지만 사회적 전염 이론은 정보가 확산되는 속도, 그리고 초기 정보 수용자의 역할을 보다 강조하고 있어 패션 트렌드 정보의 확산을 설명함에 있어 초기 정보 수용자인 패션 인플루언서의 역할을 보다 강조하여 설명할 수 있다. 사회적 전염 이론에 따르면 초기 정보 수용자들이 다른 사람들과 연결이 많은 경우이거나 혹은 관계가 긴밀할 때 정보 확산이 성공적으로 이루어진다고 설명하는데 (Goldenberg et al., 2009; Liang, 2021; Marin et al., 2020), 본 연구에서도 패션 인플루언서가 패션 트렌드 아이템이 대중 소비자에게 확산되는 과정에 영향을 미친다는 것을 [연구문제 3]을 통해 확인하였으며, 특히 2022년 F/W시즌 부상성이 보인 아이템들이 패션 인플루언서의 영향으로 대중 소비자에게 확산되는 점은 사회적 전염 이론에서 초기 정보 수용자들의 중요성을 설명한 것과 같은 맥락에 있다고 볼 수 있다.

또한 사회적 전염 이론에서는 정보에 노출되는 빈도가 정보의 성공적

인 확산에 영향을 미치는 주요 요인이다. 그렇기 때문에 베스트 아이템에 높은 비중으로 출현하는 것은 대중 소비자들의 패션 제품 구매에 영향을 미친다. [연구문제 3]을 통해 일부 아이템들은 대중 소비자들이 주도적으로 트렌드를 이끌고 형성한다는 것을 확인하였다. 결과적으로 본 연구를 통해 사회적 전염 이론이 패션 트렌드가 확산되고 대중이 수용하는 현상에도 적용될 수 있음을 확인하였다.

## 2. 패션 인플루언서의 역할 확인

[연구문제 1]에서 확인한 것처럼 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 패션 인플루언서의 착장에 나타나는 아이템의 종류와 유사함을 확인하였다. 이와 함께 [연구문제 3]의 결과를 통해 현대 사회에서 패션 인플루언서가 중요한 정보원으로 등극하였고 대중 소비자들의 의사 결정, 즉 구매 행동에 많은 영향을 미치고 있다는 것을 알 수 있었다. 특히 대중 소비자들에게 사전에 노출이 비교적 덜 이루어진 아이템들이 트렌드 아이템으로 자리 잡는 데에 패션 인플루언서의 영향이 두드러졌다. 최근 소셜미디어 마케팅의 중요성이 대두되면서 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션도 소셜미디어를 통해 실시간으로 전달되고, 소비자와 직접 소통하고 있다. 그럼에도 불구하고 소비자들이 주로 구매하는 패션 아이템의 종류는 패션 인플루언서의 착장에 등장하는 아이템의 종류와 유사하고, 베스트 아이템 형성에 패션 인플루언서들이 영향을 미치고 있다. 이는 대중 소비자들이 인플루언서에게서 유사성을 지각하여 그들이 제공하는 정보를 받아들였기 때문이라고 해석할 수 있다. 다수의 선행 연구에 따르면 대중 소비자와 패션 인플루언서 사이의 관계에는 유사성과 친밀감이 내재되어 있다 (Choi & Lee, 2019;

Schouten et al., 2020). 소비자들은 기존의 전통적인 셀러브리티보다 소셜 미디어 인플루언서들이 전달하는 메시지에 더 호의적인 반응을 보이는데, 소비자들은 셀러브리티에게 동경(desire)의 감정이 내재된 반면 인플루언서들에게는 유사성이 내재되어 있기 때문이라는 것이 선행 연구를 통해 밝혀진 바 있다 (Schouten et al., 2020). 또한 유사성-매력 이론에 따르면 사람들은 자신과 공통점이 없는 사람보다 유사한 특징을 지닌 타인의 행동으로 인해 자신의 행동을 결정하는 경향이 있는데, 이와 같은 선행 연구들이 본 연구에서 도출한 결과를 지지해준다.

소셜미디어 인플루언서들은 팔로워(follower)들과의 준사회적 상호작용을 토대로 친근한 이미지를 형성하여 친구처럼 가깝게 느껴지도록 하는데 (박선경 & 김상훈, 2020), 이로 인해 대중 소비자들은 인플루언서에게 내적 유사성을 지각하고, 유사성을 지각하는 것은 구매 행동을 결정하는 데에도 영향을 미치게 된다 (박소진 & 오창규, 2021; 이지현 & 김한구, 2022). 대중 소비자들이 패션 인플루언서의 패션 스타일을 소셜미디어를 통해 쉽게 접하고, 그들의 스타일을 선호하고 소비한다는 선행 연구처럼 (정민아 & 간호섭, 2020), [연구문제 1]과 [연구문제 3]을 통해 대중 소비자들이 소셜 미디어 상에서 패션 인플루언서들을 접하며 친밀감을 형성하고 유사성을 지각하며, 패션 인플루언서로부터 얻는 정보를 더욱 수용한다는 것을 확인하였다.

### 3. 패션 트렌드 정보의 차별적 중요성

[연구문제 2]를 통해 2022년 F/W 시즌 아우터의 실루엣과 디테일 속성값을 대상으로 연관규칙 분석을 수행하였고, 도출된 연관규칙으로 런웨이

컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 사이의 관계를 비교 분석하였다. 아우터의 실루엣 속성값들에 대해 연관규칙 분석을 수행한 결과 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 사이의 유사성이 발견되었는데, 이는 런웨이 컬렉션에서 나타난 실루엣 트렌드가 패션 인플루언서의 착장과 대중적인 패션 트렌드에 반영되었음을 보여준다. 런웨이 컬렉션의 경우 판매되는 시점보다 6개월 정도 먼저 공개되기 때문에 패션 인플루언서의 착장과 온라인 패션 플랫폼에서 판매되는 아이템이 런웨이 컬렉션의 영향을 받았을 것이다. 비정형 이미지를 메타데이터로 변환하는 과정에서 실루엣의 과장된 '정도'의 차이는 있겠지만, 그럼에도 실루엣의 큰 흐름은 유사할 것이라고 유추해볼 수 있다. 한편, 디테일 속성값에서 도출된 연관규칙들 사이에서는 유사성이 거의 나타나지 않았다. 의복의 디테일은 탈부착이 가능하며 의복 구성의 필수적인 요소가 아니기 때문에 규칙적인 패턴을 가지고 등장하지 않았을 것이라 생각된다.

[연구문제 1], [연구문제 2], [연구문제 3]을 종합해보면 런웨이 컬렉션 정보에서 특히 대중이 주목하는 의류 속성이 있다는 것을 알 수 있다. 반복적으로 노출되어 국내 패션 시장에서 하나의 클래식 아이템으로 자리잡은 아이템의 경우, 대중 소비자들이 주도적으로 트렌드를 이끌고 있었다. 대표적으로 트위드재킷과 숏패딩이 대중 소비자들이 주도하는 트렌드 아이템이었다. 반면에 최근 새롭게 등장하는 아이템은 패션 인플루언서들이 트렌드를 이끌었는데, 블루종, 더플코트, 바시티재킷이 있었다. 특히 하이엔드 브랜드의 여성복 컬렉션에 등장하지 않고 남성복 컬렉션에 등장하였음에도 패션 인플루언서들이 여성복으로 재해석하여 노출시킴으로써 국내 여성 소비자들의 많은 구매를 이끌어내기도 하였다. 한편 실루엣과 디테일 트렌드의 경우 런웨이 컬렉션의 영향을 받았다. 런웨이 컬렉션에 등장하는 아이템

의 종류는 베스트 아이템과 패션 인플루언서의 착장에 등장하는 아이템의 종류와 달랐지만, 전체적인 조형적 특성인 실루엣 특성은 유사했다. 또한 디테일 속성의 경우도 상위 빈도로 등장한 디테일 요소들이 동일했다. 결과적으로 런웨이 컬렉션에 반영된 모든 트렌드 정보가 중요한 것은 아니지만, 실루엣 속성과 같은 특정 정보는 여전히 중요한 것을 알 수 있었다. 이와 같이 본 연구 결과는 패션 브랜드에서 패션 상품을 기획할 때 런웨이 컬렉션 정보, 패션 인플루언서 착장에서 얻는 정보 등의 다양한 패션 트렌드 정보를 선별적으로 사용해야함을 의미한다.

## 제 4장 연구 2: 패션 트렌드 확산과 수용에 관한 정성적 분석

본 장에서는 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 데이터의 관계성에 대한 이해를 높이기 위해 패션 MD들을 대상으로 정성적 연구를 진행하였다. 패션 MD들은 다양한 패션 트렌드 정보를 참고하고, 이를 새롭게 출시하는 상품에 반영해 대중(mass) 시장에 출시한다. 그렇기 때문에 런웨이 컬렉션에 나타난 패션 트렌드와 베스트 아이템의 관계, 그리고 패션 인플루언서가 대중 패션 트렌드에 미치는 영향력을 연구하는 데 있어 패션 MD들이 패션 트렌드 정보를 활용하는 방식을 알아보는 것이 중요하다고 판단하였다.

패션 MD들이 시즌 신상품을 기획하는 과정에서 패션 트렌드 정보를 어디서 획득하고 어떻게 활용하는지 구체적으로 알아보기 위해 심층면접(in-depth interview)을 수행하였다. 제 1절에서는 본 연구의 구체적인 정성적 연구문제를 제안하고, 제 2절에서는 정성적 연구방법에 관해 설명하였다. 마지막으로 제 3절과 제 4절에서는 정성적 연구의 결과 대해 논의하였다.

## 제 1절 연구문제

본 연구는 4대 패션위크 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성을 파악함으로써 현대 사회의 패션 트렌드 정보 확산과 그 활용에 관해 알아보고자 하였다. 연구 1을 통해 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 베스트 아이템 사이의 관계성을 데이터에 기반해 정량적으로 살펴보았고, 나아가 패션 인플루언서들이 대중적인 패션 트렌드에 미치는 영향을 2022년 F/W 시즌 아우터의 아이템, 실루엣, 디테일을 중심으로 연구하였다. 연구 2의 정성적 연구에서는 실제로 패션 시장에 출시되는 패션 아이템을 기획하는 과정에서 패션 MD들이 패션 트렌드 정보를 어떻게 활용하는지 탐색적으로 접근하였다. 또한 패션 MD들이 패션 아이템을 기획할 때 사용하는 패션 트렌드 정보를 토대로 트렌드 정보들 간의 상호관계성을 분석하였으며, 연구 2의 결과는 앞서 수행한 정량적 연구 결과에 대한 상호 보완적인 자료가 될 것이라 기대하였다.

정성적 연구방법은 사회적 상황 속 현상에 대해 실제 자료를 수집하고 분석하여 이론을 발견하거나 형성하기 위해 사용되며, 특히 선행 연구가 부족한 새로운 사회 현상에 대해 탐색하고자 할 때 사용된다 (Strauss & Corbin, 1997). 특히 정성적 연구 방법 중에서도 심층면접(in-depth interview)은 소수의 응답자를 대상으로 특정 주제에 대한 관점이나 경험 등을 탐색하기 위한 연구방법으로, 응답자의 생각이나 행동에 대해 보다 심층적이고 깊이 있는 정보를 얻을 수 있다 (허희진 & 추호정, 2016).

런웨이 컬렉션에 나타나는 트렌드와 베스트 아이템의 관계성을 보다 깊이 있게 규명하기 위해서는 단일한 관점보다는 총체적 시각으로 접근해야 할 주제이며 (이정은 외, 2015), 특히 복합적인 양상으로 나타나는 패션 트

트렌드 확산을 이해하기 위해서는 실제로 패션 트렌드 정보를 상품 기획 과정에서 활용하는 패션 산업 종사자들과의 심층 인터뷰 방식이 적합하다고 판단하였다.

이에, 연구 2의 연구문제를 다음과 같이 설정하였다.

**[연구문제 1]** 패션 MD들이 패션 상품 기획에 사용하는 트렌드 정보 원천 (source)의 유형을 탐색적으로 파악한다.

**[연구문제 2]** 패션 상품을 기획하는 관점에서 패션 트렌드 정보 원천 (source) 사이의 관계를 탐색적으로 규명한다.

## 제 2절 연구방법 및 절차

본 연구는 패션 MD와 일대일 심층면접을 실시함으로써 패션 트렌드 정보가 패션 아이템에 어떻게 반영되어 나타나는지 패션 MD의 관점에서 탐색적으로 알아보고자 한다. 이를 바탕으로 런웨이 컬렉션이 제시하는 패션 트렌드, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드의 관계성을 이해하고, 패션 트렌드의 활용 방식에 대해 논의하고자 한다. 본 절에서는 연구의 방법 및 절차를 설명하고자 한다.

### 1. 연구 절차

#### 1) 심층면접 대상의 선정

심층면접은 특정한 사건, 사례 및 현상에 대한 연구 주제를 심층적으로 탐구할 수 있는 연구방법이다(Mason, 2017). 일반적으로 면접 대상자는 면접 주제에 대해 잘 알고 있고, 설명이 가능하며, 다양한 반응을 보이는 것이 좋다 (정인희 & 이은영, 1998). 이러한 정성적 연구를 위해서는 목적 표집(purposive sampling)을 실행하는데, 연구 대상을 선정할 때 무작위로 선택하는 것이 아니라 연구목적에 따라 적절한 대상을 표본으로 선정하는 방법이다 (신건권, 2017). 목적 표집의 경우 무작위로 선정된 소비자들을 대상으로 조사하는 것보다 유용한 정보를 얻을 수 있다는 장점이 있으며, 이는 표본의 전형성을 위해 많은 수의 표본의 자료를 일반화하는 양적 연구와 차이가 있다 (이은영 & 정인희, 2002).

패션 MD(Merchandiser, 머천다이저)는 시각적 창의력, 분석 기술, 협상 기술, 비즈니스 통찰력 그리고 유행에 대한 예리한 의식을 바탕으로 일을 진행하는 사람을 의미한다 (이은영, 1997). 제조업 분야에서 MD는 소비자의 수요를 예측 후 상품을 기획하고 이에 따라 상품을 개발, 판매하는 직무를 의미하며 유통업 분야에서 MD는 소비자의 필요와 욕구에 맞는 상품을 사입하고 이를 판매 직무라 설명하고 있다 (이은영, 1997). 이처럼 패션 MD는 의류 상품을 기획하는 과정에서 트렌드를 분석하여 소비자의 수요를 예측하는 업무를 수행한다. 본 연구는 대중 소비자들의 구매 행동이 반영된 베스트 아이템 데이터를 사용하기 때문에 국내 패션 브랜드에 판매되는 의류 상품을 기획하는 직무인 패션 MD를 심층 면접의 대상으로 선정하였다. 그 중에서도 패션 업계에 종사한 기간이 5년 이상인 패션 MD들을 대상으로 일대일 심층 인터뷰를 실시하였다.

2023년 3월 17일부터 2023년 4월 02일까지 총 2주의 기간에 걸쳐 6명의 패션 MD를 대상으로 심층면접을 실시하였으며, 심층면접 대상자들의 구체적인 특성은 [표 30]과 같다. 연구 1에서 사용한 베스트 아이템 데이터가 2030 소비자를 대상으로 하는 온라인 패션 플랫폼에서 수집한 것으로 (이혜원, 2023), 여성 고객의 구매 데이터가 반영된 베스트 아이템만을 대상으로 연구를 진행하였기 때문에 연구 2 또한 2030 여성을 주요 타겟 고객으로 삼는 패션 브랜드 소속의 패션 MD를 면접 대상으로 선정하였다. 면접 대상자 6명 중 3명은 국내 브랜드의 기획MD, 3명은 디자이너 브랜드의 기획MD로 근무중이었다. 면접 대상자들은 모두 5년 이상의 업계 경력을 가지고 있었는데, 이들은 패션 업계에 종사하며 패션 트렌드를 이해하고 활용하는 데에 대한 충분한 지식을 가졌다고 볼 수 있다.

[표 30] 심층 면접 대상자 정보

사례 번호	성별	연령	직업	경력	담당 부서
1	여	30대	기획 MD	13년	국내 여성복 브랜드
2	여	40대	기획 MD	18년	여성복 디자이너 브랜드
3	여	30대	기획 MD	13년	여성복 디자이너 브랜드
4	여	30대	기획 MD	5년	국내 여성복 브랜드
5	여	30대	기획 MD	7년	국내 여성복 브랜드
6	여	40대	기획 MD	14년	여성복 디자이너 브랜드

## 2) 면접 내용

심층면접은 참여자들이 자신들의 경험과 견해를 서술할 수 있도록 사전에 준비된 반구조화된 질문(semi-structured questions)을 기반으로 진행되었으며, 면접 참가자의 응답과 면접의 상황에 따라 질문을 추가하는 래더링 기법(laddering technique)을 시행하였다. 심층면접 시작 전에 연구 참여자들에게 IRB에 관련된 사항들을 포함하여 연구의 목적과 과정을 설명하였다 (승인번호 IRB No. 2305/003-012). 각 면접의 내용은 참여자의 동의 하에 녹음되었으며, 총 면접 시간은 응답자에 따라 40~60분이 소요되었다. 추가적인 내용이 필요한 경우 서면으로 진행하였다. 질문의 구성은 응답자가 소속된 브랜드의 베스트 아이템에 대한 포괄적인 질문과, 베스트

아이템을 기획하는 과정에 활용한 트렌드 정보에 대한 질문들로 구성되었다. 추가적으로, 판매 성과가 좋지 않았던 상품들에 대한 질문도 면접 마지막 부분에 일부 포함시켜, 판매 성과가 좋지 않았던 상품들과 판매 성과가 좋았던 상품들을 자연스럽게 비교할 수 있도록 질문지를 구성하였다. 판매 성과가 좋았던 상품과 그렇지 않은 상품을 비교하는 과정을 통해, 베스트 아이템에 반영된 트렌드 정보의 차별적인 특성을 발견할 수 있으리라 기대하였다. 심층면접에 사용한 질문지는 [표 31]과 같다.

[표 31] 심층 면접에 사용된 반구조화된 질문지

분류	질문 문항 예시
<p style="text-align: center;"><b>베스트 아이템 기획과 트렌드 정보 활용</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2022 F/W 시즌 베스트 셀링 아이템과 패션 트렌드 정보 활용에 관한 질문               <ul style="list-style-type: none"> <li>➔ 베스트 셀링 아이템의 첫 출시 연도 및 시즌</li> <li>➔ 다른 상품들과 비교했을 때, 베스트 셀링 아이템의 특징</li> </ul> </li> <li>• 2022 F/W 시즌 판매 성과가 좋은 상품(베스트 셀링 아이템)과 기획 과정에서 활용하는 트렌드 정보에 관한 질문               <ul style="list-style-type: none"> <li>➔ 상품을 기획할 때 참고한 트렌드 정보</li> <li>➔ 2022 F/W 베스트 셀링 아이템 기획을 할 때 특히 신경을 쓴 부분</li> </ul> </li> </ul>
<p style="text-align: center;"><b>판매 성과와 트렌드 정보 활용</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2022 F/W 시즌 판매가 잘 안된 상품에 관한 질문               <ul style="list-style-type: none"> <li>➔ 판매 성과가 안좋은 상품의 사례 및 그 이유</li> </ul> </li> <li>• 예상치 못하게 판매 성과가 좋은 상품 사례               <ul style="list-style-type: none"> <li>➔ 예상보다 판매 성과가 좋은 상품의 사례 및 그 이유</li> </ul> </li> </ul>

### 3) 연구 자극물

패션 MD들에게 보다 실질적이고 의미 있는 응답을 얻기 위해 면접 전에 참가자들에게 직접 연구 자극물(research stimuli)을 준비해줄 것을 요청했다. 연구 자극물로 응답자가 소속된 브랜드의 의류 상품 중 2022년 F/W 시즌 베스트 아이템 3개의 이미지를 준비하도록 사전에 공지하였고, 자극물과 관련된 정보는 연구 목적으로만 사용되고 외부로 유출되지 않을 것을 약속하였다.

참가자들은 사전에 준비한 이미지를 보며 해당 상품을 기획하는 과정과 판매 성과를 상기하며 면접에 참여하도록 하였다. 참가자들이 직접 준비한 이미지는 참가자들이 상품 기획 과정을 떠올리고 그 과정에서 참고한 패션 트렌드 정보를 구체적으로 응답하는데 도움을 주었다. 또한 심층면접이 진행된 2023년 3~4월은 2022년 F/W 상품 판매가 끝난 시점으로 참가자들이 시즌을 되돌아보며 상품 기획 과정과 상품 성과에 대해 응답할 수 있는 시점이었다.

## 2. 연구 방법

수집된 자료는 질적 내용분석(qualitative content analysis) 방식을 사용하여 분석하였다. 내용분석은 텍스트로부터 타당한 추론을 이끌어내기 위한 질적 자료분석 방법으로서 (Weber, 1985), 사회과학 분야에서의 연구방법으로 시작되어 현재까지도 다양한 분야의 연구에서 주요한 분석방법으로 사용되고 있다 (이대희, 서승현, 2011; 조재영, 2013). 질적 내용분석은 단

순히 유사한 의미끼리 묶어 범주를 만들거나 단어의 수를 세는 계량적 방법이 아니라 내용의 코딩(coding)을 통해 범주의 외연적 의미와 내재적 의미를 모두 파악하는 방법으로, 연구를 통한 현상에 대한 지식과 이해를 제공하는 것에 목적이 있다. 즉 질적 내용분석이란 주어진 자료에 대한 총체적인 이해를 바탕으로 체계적인 분류 방법인 코딩 과정을 통해 내용의 패턴과 주제를 밝히는 연구방법이라 할 수 있다 (최성호 외., 2016)

질적 연구 방법론에서 자료의 분석 과정을 질적 코딩(qualitative coding)이라고 하는데, 질적 코딩은 통계 분석에서의 코딩과 다른 개념이다. 질적 코딩은 그 자체로 분석 과정의 일부로, 수집된 질적 자료로부터 연구자가 연구문제에 대응하는 단어, 구문, 문장, 문단 등 의미 요소(meaning segment)를 식별하고, 이에 대하여 개념적 의미로서 코드(code)를 부여함으로써 자료를 이론적으로 의미있는 정보로 환원하는 자료 분석 작업을 말한다 (권향원, 2016). 즉, 질적 코딩은 자료의 조각 조각에 코드를 부여하고 이 코드를 모아 요약, 해석함으로써 질적 자료를 분석하는 작업이다 (권향원, 2016).

본 연구는 수집된 자료를 체계적으로 분석하기 위해 질적 연구 프로그램인 NVivo 11.0을 사용하여 내용분석(content analysis)을 시행하였다. 먼저, 반구조화된 심층면접의 내용을 전사한 후 각각의 인터뷰 스크립트를 전체적으로 읽어봄으로써 총체적인 이해도를 확보하였다. 그 후 질적 면담 자료 분석 방법을 바탕으로 반복 읽기 과정을 통해 자료 속에 내재된 의미를 찾기 위해 노력했으며, 심층면접 자료를 개방형 코딩(open coding) 방법을 적용하여 코드(code)를 부여하는 방식으로 분석하였다 (Mason, 1958/1999; Smith & Fieldsend, 2021). 마지막으로 도출된 코드를 연구자가 검토, 분류하는 과정을 거쳤으며, 이를 통해 연구 결과가 단계적으로 구체화되었다. 본 연구에서는 패션 상품 기획 과정에 사용하는 패션 트렌드

정보를 코딩한 후, 각각의 트렌드 정보들을 포괄하는 범주와 범주들 간의 관계를 발견하고자 하였다. 즉, 패션 MD들이 패션 제품을 기획할 때 반영하는 트렌드 정보들을 누락하지 않고 최대한 반영하려고 하였으며 트렌드 정보간의 상호관계성을 찾아들어갔다.

전통적인 질적 분석방법은 연구자가 자료를 수집해나가면서 연구결과에 대한 틀을 어느정도 구성한 뒤 결론을 도출하는 top-down 방식에 가까운 분석인 반면, NVivo와 같은 질적 자료 분석 소프트웨어를 통한 분석방법은 코딩한 자료에 노드를 부여한 뒤 이를 정리하여 최종적으로 틀이 도출되는 bottom-up 방식에 가까운 분석방법이다 (Choi, 2008). NVivo는 현재 가장 널리 사용되고 있는 질적 자료 분석 프로그램 중 하나로 (Bazeley, 2007), 자료의 범주화 및 지표화를 단계적이고 효율적으로 시행할 수 있게 도와주기 때문에 연구 결과의 타당성 및 신뢰성을 향상시킬 수 있다 (김선우, 2019; Bazeley, 2007). 본 연구는 NVivo 11.0을 사용하여 분석함으로써 연구자료에 동일한 가치를 두고 코딩할 수 있었으며, 편향되고 과장된 연구결과 도출을 방지할 수 있었다.

## 제 3절 연구 결과

본 절에서는 정성적 연구의 결과로 패션 MD들의 패션 트렌드 정보 활용에 대한 일대일 심층 면접의 응답 결과를 분석하여 다양한 트렌드 정보들이 패션 상품 기획 과정에 어떻게 활용되고 있으며, 트렌드 정보 간 상호관계성을 규명하였다. 다음은 패션 MD가 상품을 기획 과정에서 사용하는 트렌드 정보에 대한 응답 결과이다.

### 1. 패션 상품 기획에 활용되는 트렌드 정보

의류 상품을 기획하는 데에는 여러 가지 트렌드 정보들이 복합적으로 반영되는데, 패션 MD들이 상품 기획에 활용하는 트렌드 정보를 얻는 원천(source)은 크게 런웨이 패션쇼 이미지와 이를 기반으로 나오는 패션 트렌드 리포트, 유사한 타겟 고객층을 보유한 온라인 패션 플랫폼, 소셜 미디어로 나타났다. 다음은 각각의 트렌드 정보에 대한 심층 면접 대상자들의 응답 결과이다.

#### 1) 런웨이 트렌드 정보

패션 상품을 기획하는 과정에서 런웨이 패션쇼와 이를 기반으로 나오는 패션 트렌드 리포트는 여전히 패션 MD들의 상품 기획 과정에 중요성을 가지고 있었다. 패션 MD들은 국내 소비자들이 선호하는 하이엔드 브랜드, 혹은 자사 브랜드와 유사한 스타일의 하이엔드 브랜드의 런웨이 쇼를 선별

적으로 찾아보며, 시즌 신제품을 기획하였다. 구체적으로 소재, 스타일, 실루엣이 언급되었으며, 그 중에서도 특히 실루엣 속성들에 관한 언급이 반복적으로 등장했다. 런웨이 쇼에 등장한 하이엔드 브랜드들의 전반적인 실루엣 트렌드가 패션 브랜드에서 상품을 기획할 때 고려되었으며, 구체적으로 '길이', '세입 (shape)'이 언급되었다.

*“이번 시즌에 주목해야 할 브랜드가 무엇인지 찾아보고, 지금 이제 셀린느(Celine)랑 그런 테를 컬렉션도 보고 그러면서 참고하죠.” (1번 국내 여성복 브랜드 기획 MD)*

*“이제 컬렉션 하는 브랜드들이 다 브랜드 색깔을 가지고 있지만 뭔가 그 중에서 기장이 짧아진다가 아니면 기장이 길어진다가 아니면 조금 슬림해진다가 아니면 조금 더 오버해진다가 그런 실루엣이나 기장 같은 경우에는 다 트렌드를 따라가거든요.” (5번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)*

또한 하이엔드 패션 브랜드의 디자인 모조품(knockoff)에 대한 언급도 등장하였다. 패션 산업에서 패션 브랜드 위계의 중간 이하에 위치해 있는 패스트 패션 브랜드나 온라인 리테일러들은 하이엔드 브랜드의 디자인을 모방하여 생산, 판매하는 디자인 모조(knockoff)가 암묵적으로 시행되고 있는데 (Copeland et al., 2019), 국내 여성복 브랜드와 디자이너 브랜드에서도 디자인 모조 상품에 대한 언급이 등장하였다. 디자인 모조 상품은 단순히 트렌드만 반영한 상품이 아니라, 하이엔드 브랜드의 아이덴티티까지도 반영한 제품으로, 런웨이 컬렉션을 진행하는 하이엔드 브랜드의 아이덴티티까지도 패션 상품을 기획하는 데에 반영되고 있음을 확인하였다.

“ 미우미우가 최근에 좀 핫하니까, 저희도 미우미우에 나온 것처럼 좀 짧게 그렇게 해서 디자인과 코디를 비슷하게 가지고 왔어요.. 미우미우에서 나온 스타일인데 이게 저희 브랜드에도 있고 XX에도 있고 XX에도 있고.. 그러니까 다 있었어요.” (5번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

2010년 초 패스트 패션의 등장이 패션 분야에 파괴적인 영향 (disruptive impact)을 가지고 오면서 런웨이 패션쇼가 더 이상 패션 트렌드의 중심이 아니라는 의견이 등장하기도 하였다 (Pinchera & Rinallo, 2021). 하지만 심층 면접 결과, 런웨이 컬렉션을 통해 나타나는 패션 트렌드와 착장은 여전히 국내 상품 기획 단계에서 패션 MD들에게 많은 영감을 주고 있었다.

## 2) 온라인 패션 플랫폼 베스트 아이템

패션 상품 기획 과정에서 패션 MD들이 공통적으로 많이 참고하는 정보는 타 브랜드에서 출시하는 아이템에 관한 정보였으며, 특히 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템에 주목하였다. 응답자들은 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템을 통해 현재 소비자들이 구매하는 전반적인 아이템에 관한 정보를 얻을 수 있고, 자사 브랜드가 이와 유사한 판매 동향을 보이는지 확인할 수 있기 때문에 업무에 참고한다고 답하였다. 온라인 패션 플랫폼에서 반복적으로 등장하는 아이템은 추가 발주를 넣거나 공통적인 디자인 요소들을 참고하기도 하지만, 온라인 패션 플랫폼에서 패션 MD들이 주로 참고하는 정보는 대중 소비자들 사이에서 어떤 아이템이 많이 팔리고 있는지, 즉 대중들이 소비하는 아이템에 관한 정보였다.

“베스트 아이템들을 스텝해서 보면서 과연 우리도 이와 비슷하게 움직이고 있는가, 우리랑 비슷하게 움직이고 있는가 보는거죠. (생략) 베스트로 정렬을 해서 지금 이런 짧은 패딩들을 소비자들이 많이 사네. 그 다음에, 내년에는 어떻게 될 것인가 과연 이 기장이 더 짧아질 것인가 다시 롱패딩으로 돌아갈 것인가 이런 것들을 살펴보죠.” (1번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

“시즌 초반에 무신사 같은 사이트에는 어떤 아이템이 나오는지 시즌 초반에 굉장히 빠짝 팔로우업하고, 이런 아이템이 좀 올라오고 있으니 우리도 조금 더 추가 발주를 해보자 이러는거죠” (6번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)

“저희 고객층이 20대 초반인데, 그런 고객층을 기반으로 하는 다른 플랫폼의 매출 데이터, 베스트 상품들을 중요하게 보고.. 특히 무신사에 뜨는 그런 상품들 있잖아요. 베스트 순위에 뜨면 그런 유사한 상품들 매출 향상을 위해 바이럴을 하죠. 그런 상품에 대한 지위를 확장하기 위해서..” (4번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

특히 판매 성과가 좋은 상품들은 다음 시즌 매출에 영향을 미칠 확률이 높기 때문에 검토가 필수적이며, 전 시즌에 소비자들에게 인기가 있어 높은 판매율을 보인 상품은 디자인 일부만 변형하여 ‘캐리 오버 (carryover)’ 상품으로 다시 출시하기 때문에 지난 시즌 베스트 아이템을 계속해서 추적하는 것이 중요하다 (Jackson & Shaw, 2017; Kunz, 2010). 과거에는 자사 데이터만으로 캐리 오버 상품을 출시하였다면, 이제는 온라

인 패션 플랫폼을 통해 수집한 타 브랜드의 베스트 셀링 아이템 데이터까지 검토하여 상품 기획에 반영할 수 있게 되었다. 즉, 정보 통신 기술의 발전으로 패션 상품을 기획하는 과정에 필요한 많은 정보를 온라인 상에서 얻을 수 있게 되었다. 소규모 브랜드의 경우 보유하고 있는 내부 데이터(e.g., 과거 판매 데이터)가 의사 결정을 내리는 데에 부족하더라도 온라인 상에서 이를 대신할 수 있는 데이터를 쉽게 접할 수 있으며, 새로운 상품을 기획하는 데에도 중요한 지표로 사용된다. 신생 패션 브랜드들과 소규모 패션 브랜드들도 온라인 상에서 획득하는 데이터를 기반으로 새로운 비즈니스 인사이트를 도출하여, 다가오는 시즌 상품 기획에 반영하여 경쟁 브랜드와의 경쟁우위를 차지할 수 있을 것이다.

*“대기업에는 내부 데이터가 많겠지만, 우리는 데이터가 많이 없어서.. 소비자 데이터도 마찬가지고. 그러니까 데이터가 많이 없으니까 다른 플랫폼을 많이 참고할 수 밖에 없어요. 제일 베스트로 잘 나갔던 시즌 상품들 뭐가 있는지 한 번 살펴보고, 그 맥락에서 비슷하게 엮혀간다는가.. (생략) 한 번 베스트 상품이 됐다고 해서 그 다음 시즌 다른 베스트 상품으로 넘어가는 것이 아니기 때문에, 무신사에 올라와 있는 베스트 상품들이 그 다음 시즌과 연결이 될 수 있는 가능성이 굉장히 큰 거죠..” (3번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)*

정보 통신 기술의 발전과 코로나 19 팬데믹으로 인해 소비자들의 온라인 소비가 급증하게 되었으며, 디지털 태생 브랜드와 무신사(musinsa), 더블유컨셉(Wconcept) 등과 같은 온라인 패션 플랫폼들이 패션 산업의 신흥 강자로 떠올랐다. 온라인 위주의 소비가 많이 이루어짐에 따라 온라인 패션 플랫폼을 통해 대중 소비자들의 소비 트렌드를 파악할 수 있게 되었다. 특

히 온라인 쇼핑 환경에서는 선택할 수 있는 대안이 오프라인과 비교할 수 없이 많아 소비자들은 '베스트(best)' 라벨과 같은 외부 신호에 의존하게 되고 다른 소비자의 구매 행동을 따르는 경향이 발생한다 (윤남희 외., 2019; Wu & Lee, 2016). 그렇기 때문에 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템들은 대중 소비자들의 구매를 유도하며 상품 기획 과정에서도 중요한 정보로 활용되고 있음을 확인하였다.

### 3) 소셜 미디어 정보

패션 MD들은 소셜 미디어를 통해서도 다양한 정보를 수집하였다. 이슈가 되는 아이템들에 관한 정보를 얻고, 소셜 미디어 상에 많이 등장하는 아이템을 포착하기도 하였다. 무엇보다 의류 상품과 관련한 정보가 아닌, 사회적 이슈와 관련한 정보를 얻는 용도로 많이 사용하는 것으로 나타났다. 패션 MD들은 공통적으로 패션 디자인과 관련한 트렌드 뿐만 아니라 사회 전반적인 이슈나 트렌드에 대해서도 관심을 가져야하며, 사회적 이슈나 트렌드가 시즌의 매출과도 연결되기 때문에 중요하다고 언급하였다.

*“런웨이 쇼도 다니면서 볼 수 있으면 좋은데, 요즘은 너무 SNS로 얻을 수 있는 정보가 많으니까.. 주로 SNS에서 보고.. 또 그 외에도 인터넷으로 얻을 수 있는 정보가 많으니까 그런 거는 진짜 수시로, 항상 보고 있어요. 이게 거의 일상이니까요. (생략) 세상 돌아가는 이슈들 계속해서 보고 거기서 영감을 되게 많이 받아서..” (2번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)*

“소셜 미디어를 통해서도 트렌드 정보를 많이 얻어요. 사실 MD 일을 할 때 어떤 한 자료만 보는 게 아니고 되게 다양한 자료를 봐야 되고 트렌드를 알고 있어야 하는데. 그게 패션뿐만 아니라 사회적인 것까지 다 알고 있어야 한다고 생각해요. 그래서 소셜 미디어를 통해서 그런 것들을 많이 접하죠.” (5번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

“짧게 짧게 패션과 관련된 뉴스들을 접해보려고 데패뉴(데일리 패션 뉴스)를 팔로우하기 시작했어요.” (6번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)

패션 브랜드들은 현재 소셜미디어 채널을 통해 마케팅 활동을 하거나, 고객과의 소통을 진행하고 있다. 그렇기 때문에 브랜드와 관련된 많은 정보들을 소셜미디어를 통해서도 얻을 수 있는데, 패션 MD들은 소셜미디어상에서 타 브랜드에서 출시하는 패션 제품과 관련된 정보보다 브랜드들이 진행하는 마케팅 활동, 추구하는 사회적 활동의 큰 흐름에 대한 정보를 얻기 위해 노력했다.

“요즘에는 근데 좀 메가 트렌드도 보려고 노력은 해요. 다른 브랜드에서는 마케팅 활동을 어떻게 풀어나가는지, 어디로 흘러가고 있는지. 메타버스같은거 요즘 다 하는데, 다른 브랜드에서는 어떻게 하고있는지, 우리는 어떻게 해야하는지. 그리고 서스테이너빌리티(sustainability)도 너무 많이 들 하는건데 이제 다른 브랜드들은 이것 어떻게 풀고 있는지..” (2번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)

## 2. 패션 트렌드 정보 원천들 사이의 관계

패션 상품 기획에 반영되는 패션 트렌드 정보는 독립적이지 않고 서로 긴밀한 관계를 가지고 있으며, 패션 MD들은 다양한 트렌드 정보를 취사 선택하여 패션 상품을 기획하는 데에 반영하였다. 정성적으로 분석한 패션 트렌드 정보 원천들 사이의 관계는 연구 1에서 메타데이터를 기반으로 연구한 런웨이 컬렉션의 패션 트렌드, 인플루언서의 착장, 그리고 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성에 대한 깊이 있는 이해를 도와줄 것이라 기대된다.

### 1) 패션 상품 기획에 있어 런웨이 컬렉션 정보의 활용

런웨이 컬렉션 전반에 나타나는 실루엣 트렌드는 런웨이 컬렉션에 등장하는 아이템 종류가 아니더라도 대중 패션 브랜드의 상품 전반에 걸쳐 반영되기도 하였다. 예를 들어, 숏패딩과 같은 아이템은 런웨이 컬렉션에는 직접적으로 등장하지 않지만, 대중 브랜드에서 숏패딩을 기획할 때에는 런웨이 컬렉션 전반에 나타나는 실루엣 트렌드를 고려하여 신상품으로 출시하였다.

“지금 컬렉션에 어떻게 나오는지, *leading* 브랜드에서 상의가 조금 더 짧아졌다. 이러면은 여기서 조금 더 변형을 줘도 될 것 같아 라고 판단을 하는거고.. 또 상의 트렌드가 이렇게 길이가 짧아지니까, 그래서 우리도 이제 조금 더 과감하게 숏 패딩을 만들었던 거고..” (1번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

"저희 브랜드에서 겨울에 꼭 챙겨줘야하는 아이템이 있거든요. 과거에 저희 브랜드에서 잘 팔렸던 아이템들. 그런 아이템들은 꼭 가져가야하는데, 거기에 런웨이에 전반적으로 나오는 트렌드를 입히는거죠.." (5번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

혹은 런웨이 컬렉션에서 두드러지는 실루엣 트렌드를 파악하여 신제품을 기획하고, 함께 연출할 수 있는 다양한 제품을 출시하기도 하였다. 매스 브랜드에서 시즌 신제품을 출시할 때에는 전체 착장을 제안하게 되는데, 런웨이에 나타난 주요 트렌드들을 모두 반영하는 것이 아니라 선별적으로 반영하며, 전체 착장을 제안하는 과정에서 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 다른 방향으로 제품을 기획하여 출시하기도 했다.

"짧아진 상의랑 어울릴 만한, 좀 하이웨이스트의 풀 스커트를 제안했던 거죠. 상의 트렌드에 맞춰서 하의는 진짜 많이 바뀌어요. (중략) 짧아진 상의에 맞춰서 제안을 했던 스커트가 시즌 베스트로 올라갔고, 한섬이랑 다른 브랜드들 베스트 받아봐도 이런 류의 스커트가 1, 2, 3등 안에 들 정도로 잘 팔리더라고요.." (1번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

최근 MiuMiu를 필두로 여러 하이엔드 브랜드에서 로우웨이스트 팬츠와 스커트를 많이 선보였고, 트렌드 리포트에서도 로우웨이스트를 주요 트렌드로 언급했다 (Martellini, 2021). 하지만 매스 브랜드에서는 오히려 짧아진 상의를 고려하여 하이웨이스트의 풀 스커트를 함께 제안하는 등 런웨이 컬렉션과는 다른 스타일로 나타나기도 하였다. 이처럼 국내 패션 시장에 출시되는 패션 상품은 국내 문화적인 특성, 국내 패션 시장의 특성, 브랜드 타겟 고객층에 대한 정보 등과 함께 수정되어 반영되었다. 또한 런웨이 컬

렉션에서 두드러지는 여러 가지 트렌드 중 일부만 취사 선택하여 패션 상품에 반영되며, 전체 착장을 제안하는 과정에서 런웨이 컬렉션에 나타나는 트렌드와는 다른 방향으로 흘러가기도 하였다.

## 2) 패션 인플루언서와 베스트 아이템의 관계

패션 MD에게 소셜미디어 인플루언서는 상품 기획 단계에서 새로운 패션 트렌드 정보를 제공하는 역할을 하기보다 패션 트렌드 정보를 대중 소비자에게 확산시키고 구매를 유도하는 정보 확산의 매개체 역할로 인식되고 있었다. 대중들은 인플루언서의 패션 스타일을 쉽게 접하며, 실제로 그들의 스타일을 선호하고 소비하고 있다 (정민아 & 간호섭, 2020). 실제로 패션 인플루언서는 대중 소비자들의 반응을 이끌어내는 역할을 하며 그 반응은 온라인에서 더 즉각적이고 강하게 나타난다고 언급하였다. 특히 패션 인플루언서를 통해 소셜 미디어 상에서 여러 번 반복적으로 노출되는 것이 중요하다고 하였다. 또한 소셜미디어에서 인플루언서를 통해 바이럴(viral)이 되는 제품의 판매가 증가하기 때문에 소셜미디어에서 언급이 많이 되거나, 업로드가 많이 되는 패션 제품들에 주목해야한다고 한다.

*“지금은 그 사람들(패션 인플루언서들)이 너무 다 협찬을 받아가지고 그게 기획 단계에서 지침이 되기는 어려운 것 같아요. 지금 너무 다 협찬만 받고 있으니까.. 누가 어떻게 옷을 잘 입는다 이것보다는 거의 협찬만 받는 느낌이어서..” (1번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)*

*“초반에 어떤 상품이 딱 반응이 왔다 이러면 마케팅 팀이나 이런데서*

도 인플루언서들에게 조금 더 입히면서 소비자 반응을 끌어내죠. (중략) 확실히 온라인의 매출은 올라가요. 저희가 지난 S/S 시즌에 기은세가 입은 원피스 같은 경우에는 기은세가 입은게 인스타로 노출이 되면서 자사몰 판매도 많이 올랐어요.” (1번, 국내 여성복 브랜드 기획 MD)

“우리 브랜드는 아우터가 가격대가 좀 있어서 엄청 강하지 않은데.. 근데 한소희가 공항에 입고 나오는 바람에 그 패딩을 저희가 이례적으로 많이 팔았어요. 100만원 넘는 패딩이 그렇게 많이 팔릴 일인가 싶은데, 또 한소희가 입었다고 엄청 팔려가지고 리오더까지 해서 많이 팔고..” (2번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)

패션 인플루언서들은 기획 단계에서 정보원의 역할을 하고 있지 않지만, 기획된 패션 상품을 확산시키는 역할을 하고 있었다. 신제품이 출시된 초기에 패션 인플루언서들을 매개로 대중들에게 빠르고 효과적으로 신제품에 관한 정보가 확산됨을 알 수 있다. 비록 패션 인플루언서가 패션 제품을 기획할 때에 트렌드 정보 원천의 역할을 하지는 않았지만, 수많은 팔로워를 보유한 패션 인플루언서들은 패션 트렌드의 확산에는 큰 영향력을 발휘하고 있었다. 특히 인플루언서는 새로운 트렌드가 반영되거나 혹은 브랜드에서 자체적으로 생각하기에도 대중 소비자들이 어렵다고 받아들일만한 상품들을 시즌 초반에, 혹은 상품이 출시된 초반에 소개하는 역할을 하고 있었다. 패션 인플루언서들이 소셜미디어상에서 소비자들의 구매 행동에 미치는 영향력이 큰 만큼 트렌드를 반영한 다양한 아이템들을 소비자들에게 소개하고 있다.

“대중적인 아이템이 아니라고 생각을 했는데, 그 시즌에 진짜 많이 팔

렸어요. 그래서 저희도 이상해서 그 영향을 저희도 내부적으로 분석을 해보니까 인플루언서들도 많이 입었고 배두나도 입고 그렇게 노출이 많이 된거죠. 우리도 출시하면서 어려운 제품이라 생각했는데도..” (2번, 여성복 디자이너 브랜드 기획 MD)

패션 인플루언서의 영향력을 고려해 온라인 패션 플랫폼에서는 패션 인플루언서들을 앰버서더(ambassador)로 선정해 판매를 증진시키고 있다. 실제로 국내 온라인 패션 플랫폼 W컨셉은 김나영, 차정원 등의 패션 인플루언서를 앰버서더로 선정해 패션 인플루언서들을 적극 활용한 홍보 활동을 진행하고 있다 (김동희, 2021). 또한 인플루언서들은 W컨셉의 PB(Private Brand) 신제품이 출시되거나 새로운 오프라인 매장을 오픈했을 때 등 적극적으로 대중 소비자들에게 트렌드 정보를 전달해주는 협업 관계에 있으며, 시즌 초반에 소비자들의 구매를 유도할 수 있는 이벤트를 함께 진행하는 등 소비자의 반응을 적극적으로 끌어내고 있다 (김나영, 2022). 과거에는 베이직 상품이 패션 브랜드의 매출의 대부분을 차지하고 있었다. 하지만 대중 소비자들이 패션 트렌드 정보를 즉각적으로 접할 수 있게 되면서 과거와 달리 트렌드가 반영된 상품을 구매하려는 욕구가 증가하였다 (Camargo et al., 2020; 채진미 & 김은희, 2021). 이에 국내 패션 브랜드는 전체 상품 중에서 트렌드 상품의 비중을 확대하고 있는 추세이며 (이영욱, 2022), 일부 패션 브랜드는 대부분의 상품을 트렌드 상품으로 구성하여 출시하기도 한다 (이수진 & 이금희, 2022). 이처럼 트렌드가 반영된 상품이 차지하는 비중이 증가하는 상황에서 패션 인플루언서는 다양한 패션 정보를 제공하며 대중 소비자들이 새로운 트렌드를 수용하는 데 기여하고 있으며, 특히 온라인 상에서 대중 소비자들의 구매를 유도하는 역할을 하고 있었다.

## 제 4절 논의

인터넷 기술의 고도화로 온라인 활동이 증가하며 많은 양의 정보를 빠르게 획득하는 것이 가능해졌다. 그 결과 패션 상품을 기획할 때 반영할 수 있는 트렌드 정보도 많아졌으며, 이에 따라 패션 MD들이 상품을 기획함에 있어 트렌드 정보를 활용하는 방식에도 변화가 생겼을 것이라 생각하였다. 연구 2에서는 다년간의 경험과 전문성을 보유하고 있는 패션 MD들과의 심층면접을 통해 이들이 신제품을 기획할 때 패션 트렌드 정보를 어떻게 선별적으로 기획 과정에 반영하며, 또한 패션 트렌드 정보들 사이의 상호연관성에 대해 탐색적으로 분석하였다. 연구 2의 결과를 요약하면 다음과 같다.

### 1. 정보 원천으로써 온라인 패션 플랫폼의 중요성

정보 통신 기술의 발전과 코로나 19 팬데믹으로 인해 온라인 소비가 급증하게 되었고 (Bellini et al., 2023), 온라인 패션 플랫폼이 패션 산업의 신흥 강자로 떠오르게 되었다. 온라인 플랫폼은 개인이 어떤 선택을 함에 있어 다른 사람의 영향을 받게 되는 '네트워크 효과(network effect)'를 유발하고, 온라인 플랫폼의 '베스트' 라벨 혹은 리뷰는 소비자들의 선택에 큰 영향을 미친다 (Belleflamme & Peitz, 2018; Wu & Lee, 2016). 패션 트렌드는 소비자의 수용이 필수적이기 때문에 패션 MD들은 온라인 패션 플랫폼의 베스트 상품을 통해 대중적인 트렌드 아이템에 관한 정보를 획득하며, 이를 빠르게 반영한다는 것을 연구 2를 통해 확인하였다. 베스트 아이템으로 등장하는 아이템 트렌드를 확인하고 다음 시즌을 기획할 때 새로운 트렌

드를 추가하여 캐리오버 상품으로 출시하기도 하며, 베스트 아이템 사이에서 공통적으로 등장하는 디자인 속성들을 반영하여 상품을 출시하고 있음을 확인하였다.

이를 통해 알 수 있듯 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 그 자체로 상품 기획에 중요한 트렌드 정보로 사용되고 있었다. 베스트 아이템은 대중 소비자들의 구매와 관심이 결합된 정보로 특정 시기의 패션 트렌드를 반영하고 있으며, 이는 또 다시 대중적인 패션 제품을 기획하는 데에도 반영되었다. 런웨이 패션쇼와 별개로 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템은 소비자들에게 패션 트렌드를 보여주는 정보원의 역할을 하며, 동시에 패션 브랜드가 상품을 기획하는 과정에 활용하기도 한다. 이는 하나의 정보가 ‘전염병’ 처럼 사회 네트워크를 형성하고 있는 구성원들을 통해 퍼져나가는 사회적 전염 효과로도 설명이 가능하다.

런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드가 대중 패션 트렌드에 미치는 영향력이 여전히 존재하지만, 동시에 소셜 미디어와 다양한 인터넷 플랫폼에서 퍼져 나가는 트렌드 정보 또한 중요하다. 이처럼 다양한 인터넷 플랫폼과 SNS의 발전으로 소비자들에게 정보가 실시간으로 공유되고 전파되는 변화무쌍한 환경 속에서 패션 트렌드 정보를 선별적으로 상품 기획에 반영하는 것이 더욱 중요해졌음을 알 수 있다.

## 2. 패션 트렌드 확산에 있어 패션 인플루언서의 중요성

연구 1을 통해 대중 패션 트렌드에 나타나는 패션 아이템은 런웨이 패션쇼에 나타나는 아이템보다 패션 인플루언서들에게서 나타나는 것과 유사함을 확인하였다. 이어서 진행한 연구 2의 심층 면접을 통해 패션 인플루언

서가 패션 트렌드 정보를 대중에게 확산시키는 매개체 역할을 한다는 것을 확인하였고, 이를 통해 수많은 팔로워를 보유한 인플루언서들은 정보의 확산에 큰 영향력을 발휘하고 있음을 다시 한번 확인하였다.

온라인 소비자들은 기업에서 제공하는 정보보다 인플루언서가 제시하는 정보를 더 믿을만한 정보로 지각하여 호의적으로 수용하는데 (Karakaya & Barnes 2010), 특히 이러한 현상은 유행에 민감한 패션 기업에서 더욱 두드러지게 나타나고 있다 (Turcotte et al., 2015). 연구 2를 통해서도 알 수 있듯, 패션 인플루언서를 통해 소셜 미디어 상에서 반복적으로 노출되는 상품이 온라인상에서 특히 판매가 잘 된다는 점은, 정보 확산 과정에 있어 초기 정보 수용자와 정보에 노출되는 빈도수를 성공적인 정보 확산의 요인으로 보는 사회적 전염 효과와 같은 맥락에 있다고 볼 수 있으며, 동시에 패션 인플루언서들이 소비자의 패션 제품 구매결정에 중요한 역할을 하고 있음을 보여준다. 또한 대중 소비자들이 ‘어렵다’고 느낄만한 아이템들도 패션 인플루언서를 통해 대중 소비자들에게 노출하면 판매가 잘 된다는 것을 알 수 있었는데, 이는 인플루언서가 제시하는 정보를 보다 믿을만한 정보로 지각하며 호의적으로 수용한다는 선행 연구와 맥락이 비슷하다고 볼 수 있다.

소비자들이 인플루언서를 통해 전달되는 정보에 보다 호의적으로 반응하는 데에는 인플루언서에게서 지각하는 유사성과 유대감이 내재하고 있다. 사람들은 자신과 유사성을 지닌 타인에게서 영향을 많이 받는데 (이지현 & 김한구, 2022), 대중 소비자들이 인플루언서와의 유사성을 지각했기 때문에 그들이 전달하는 트렌드 정보에 영향을 받은 것이라 유추할 수 있다. 또한 소셜미디어의 패션 인플루언서는 많은 팔로워들을 보유하고 있으며, 팔로워들과 온라인 상에서 준사회적 상호작용을 통해 유대감을 쌓으며 친근한 이미지를 형성한다. 특히 인스타그램과 같은 소셜 미디어 플랫폼은 인플루언

서를 중심으로 커뮤니티를 형성하며 인플루언서-팔로워 사이에 강한 유대감이 형성된다 (이윤경, 2022). 유대감은 인플루언서들을 통해 노출되는 패션 상품에 대한 구매 의도를 형성하는 중요한 요인 중 하나로 (Choi & Lee, 2019), 다양한 패션 트렌드 정보가 존재하는 온라인상에서 패션 인플루언서들은 팔로워들과의 유사성과 유대감을 토대로 정보 확산에 중요한 역할을 하고있다. 나아가 앞으로도 대중 소비자들에게 패션 트렌드 정보를 확산시키는 데 큰 영향을 미칠 것이라 생각된다.

### 3. 런웨이 컬렉션 정보와 베스트 아이템의 구조적 차이

본 연구를 통해 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션을 통해 나타나는 패션 트렌드 정보가 패션 상품 기획에 여전히 중요성을 가지고 있으며, 국내 패션 브랜드의 패션 MD들은 이를 재해석하여 패션 제품에 반영한다는 것을 알 수 있다. 연구 1의 정량적 분석을 통해 런웨이 컬렉션에 나타나는 실루엣과 디테일 속성이 대중 패션 트렌드에 반영되어 나타남을 확인하였는데, 연구 2에서도 연구 1의 결과를 지지해주는 결과가 나왔다. 연구 2에서 진행한 심층 인터뷰 결과, 패션 MD들은 시즌 기획을 위해 런웨이 컬렉션을 선별적으로 찾아보며 신상품을 기획하였으며, 소재, 스타일, 실루엣에 관한 트렌드 정보를 참고한다고 언급하였다. 특히 실루엣에 관한 언급이 많았으며, 구체적으로 런웨이 패션쇼에서 길이, 세입에 관한 트렌드 정보를 참고한다고 하였다. 또한 연구 2에서는 패션 모조품(knockoff)에 대해서도 언급하였는데, 시즌 베스트 아이템이 런웨이 컬렉션에 등장한 상품의 모조품(knockoff)인 경우도 있었다. 이를 통해 브랜드 고유의 전형성을 배제하고 나타나는 패션 트렌드 뿐만 아니라 런웨이 컬렉션을 진행하는 하이엔드 브

랜드 고유의 아이덴티티까지 대중 패션에 반영되고 있음을 확인하였다. 하지만 런웨이 컬렉션 전반에 나타나는 주요 실루엣 트렌드는 패션 MD들이 자사 브랜드와 고객에 맞게 재해석하여 런웨이 컬렉션에 등장하지 않는 아이템(e.g., 숏패딩)에 반영되기도 한다. 또한 매스 브랜드에서 패션 제품을 기획할 때에는 과거 판매 데이터와 고객 데이터 등의 내부 데이터를 함께 고려하는데, 그 과정에서 일부 베스트 아이템은 런웨이 컬렉션과는 다른 방향으로 트렌드가 반영되는 경우가 발생하기도 하였다.

온라인상에서 형성되는 베스트 아이템은 특정 시즌의 대중적인 패션 트렌드를 반영하고 있다. 하지만 베스트 아이템은 런웨이 컬렉션과는 구조적으로 다를 수 밖에 없는데, 매스 브랜드에서 패션 상품을 기획할 때에는 런웨이 컬렉션뿐만 아니라 온라인상에서 형성되는 베스트 아이템, 자사 브랜드의 내부 데이터, 패션 MD들의 트렌드 정보 재해석 등 다양한 요인이 결합하여 만들어지기 때문이다. 이렇게 복합적인 요소들이 결합되어 출시되는 패션 상품은 패션 인플루언서를 거쳐 대중 소비자에게 확산되며 대중적인 트렌드로 자리잡게 된다. 그렇기 때문에 온라인상의 베스트 아이템에 반영되는 패션 트렌드를 단순히 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드를 기준으로 해석하는 것은 트렌드를 단편적으로만 보고 해석하는 것이라 할 수 있다.

## 제 5장 결 론

### 제 1절 논의

인터넷과 모바일 기술, 그리고 스마트 디바이스의 고도화로 인한 소셜 미디어의 발전으로 현대 사회의 정보 확산 방식이 변화하였다. 이러한 환경 속에서 소비자들은 다양한 정보를 실시간으로 공유할 수 있게 되었다. 뿐만 아니라 코로나 19 팬데믹으로 인한 비대면 문화의 확산은 온라인 쇼핑의 성장을 가속화시켰고, 그 결과 온라인 상에 축적되는 비정형 데이터의 양도 기하급수적으로 증가하게 되었다. 인공지능 기술은 온라인 상에 존재하는 방대한 양의 데이터를 수집하고 분석할 수 있는 틀을 제공하였고, 패션 산업에서는 데이터를 활용하여 비즈니스 전략을 구축하는 것에 관심을 가지게 되었다. 패션 산업의 경우, 트렌드가 주도적으로 산업을 이끌며 다른 어떤 산업보다 상품 수명의 주기가 짧음에도 불구하고 전통적으로 디자이너의 직관(intuition)을 통해 의사결정이 이루어져 왔다 (Dubreuil & Lu, 2020; Lin & Yang, 2019; Takagi et al., 2017). 하지만 소비자들의 욕구가 다양해지고 패션 상품의 수명 주기가 더욱 짧아지는 상황 속에서 디자이너의 직관에만 의존하는 것은 비즈니스상에서 리스크가 클 수 밖에 없다 (Dubreuil & Lu, 2020; Israel & Avery, 2018). 그 결과 패션 산업에서도 데이터에 기반하여 패션 트렌드를 읽고 예측하는 것의 중요성이 강조되게 되었다.

데이터 활용의 중요성이 증가하면서 학계에서도 패션 트렌드를 데이터에 기반해 정량적으로 분석하는 연구가 다양하게 진행되고 있다. 수많은 이

미지, 미디어 자료, 기타 정보 (e.g., 위치, 검색 기록 등)가 패션 트렌드 식별과 분석에 사용되고 있으며 (Getman et al., 2021), 트렌드 분석과 트렌드 예측 연구에 컴퓨터 공학 분야도 많은 관심을 가지고 패션 분야와의 융합 연구를 진행하고 있다. 패션 트렌드에 대한 정량적인 접근은 대용량의 패션 트렌드 데이터에 등장하는 의류 속성값의 빈도를 계량화하고 문서화하여 특정 패턴을 연구하는 데 유용하며, 패션 트렌드 확산에 영향을 미칠 수 있는 다양한 요인들을 데이터화 하여 함께 고려할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이에 본 연구에서는 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 대중적인 패션 트렌드의 관계를 정량적인 연구 방법을 사용하여 분석함으로써 현대 사회의 패션 트렌드 확산과 그 활용에 관해 연구하고자 하였다. 나아가 본 연구에서는 패션 인플루언서가 대중적인 패션 트렌드 형성에 미치는 영향력을 통합적으로 살펴보았다.

연구 1에서는 4대 런웨이 컬렉션 이미지, 패션 인플루언서 착장 이미지, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 이미지를 의류 속성값으로 구성된 메타데이터로 변환한 후, 현대 사회의 패션 트렌드 확산에 관해 데이터마이닝 방법론을 사용하여 분석하였다. 구체적으로, 2022년 F/W 시즌 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 그리고 대중적인 패션 트렌드를 반영하는 베스트 아이템 데이터 사이의 관계성을 아이템, 실루엣, 디테일 속성을 중심으로 살펴보았다. 나아가 패션 인플루언서들이 대중 패션 트렌드 형성에 미치는 영향을 최근 3년 동안의 F/W 시즌 베스트 아이템 데이터를 기반으로 부상성이 보인다고 생각되는 아이템을 중심으로 연구하였다.

이어서 연구 2에서는 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성에 대한 이해를 높이기 위해 패션 MD들을 대상으로 상품 기획 단계에서 패션 트렌드 정보를 활용하는 방식을 심층면접을 통해 알아보았다. 의류 상품을 기획하는 데에는 여러 가지 트렌드 정

보들이 복합적으로 반영되는데, 심층면접을 통해 다양한 트렌드 정보들이 의류 상품 기획에 어떻게 활용되고 있는지 탐색적으로 살펴보았으며, 트렌드 정보들 간 관계성을 분석하였다. 연구 2는 연구 1에서 런웨이 컬렉션, 인플루언서의 착장, 베스트 아이템의 관계를 데이터에 기반하여 도출한 결과를 보완하여 연구 1의 정확성과 객관성을 확보하였다. 연구 1과 연구 2에 대한 통합적 논의는 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 대중 소비자들이 소비하는 패션 아이템의 종류는 패션 인플루언서의 착장에 등장하는 아이템과 유사함을 확인하였으며, 이를 통해 대중적인 패션 트렌드 형성에 패션 인플루언서들의 역할이 중요함을 알 수 있었다. 특히 베스트 아이템 데이터에서 2022년 F/W시즌에 부상성이 보인 트렌드 아이템은 런웨이에는 거의 등장하지 않았지만 패션 인플루언서의 착장에는 등장하였으며, 월(month)을 기준으로 등장 빈도 추이를 살펴본 결과 인플루언서의 영향력이 존재함을 확인하였다. 패션 인플루언서의 착장에 등장하는 패션 아이템 속성값은 대중 소비자들의 구매 행동에 영향을 미치는 중요한 트렌드 정보 원천으로, 대중 소비자들이 하여금 패션 인플루언서의 착장과 유사한 패션 아이템을 구매하는 데에 영향력을 행사하고 있었다. 또한 이와 같은 연구 결과는 패션 트렌드의 확산이 성공적으로 이루어지기 위해서는 정보 확산 초기에 패션 인플루언서의 역할이 중요함을 의미한다. 사전에 대중들에게 노출이 많이 이루어지지 않은 트렌드 아이템 혹은 스타 일링하기 어려운 아이템은 시즌 초기에 패션 인플루언서의 영향력이 중요할 것이다.

하이엔드 패션 브랜드들도 대중 소비자들에게 친숙하게 다가가고자 인스타그램을 포함한 소셜 미디어를 적극 활용하고 있으며, 코로나 19 팬데믹을 거치면서 런웨이 컬렉션을 진행하는 패션 브랜드들은 소셜미디어를 통해 실시간으로 대중 소비자들에게 그들의 컬렉션 정보를 전달하는 등 소셜 미

디어를 사용해 보다 활발한 커뮤니케이션 활동을 진행하고 있다 (Liu, et al., 2021; Pangarkar et al., 2022). 그럼에도 불구하고 현재 대중적인 패션 트렌드를 반영하는 온라인 플랫폼의 베스트 아이템은 소셜미디어의 패션 인플루언서들의 영향을 많이 받고 있으며, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템에는 런웨이 컬렉션보다 패션 인플루언서의 착장에 유사한 아이템들이 등장하였다는 점에 주목할 필요가 있다. 이는 대중 소비자들이 소셜미디어를 주요 플랫폼으로 활동하는 인플루언서와 유사성을 지각하며, 인플루언서를 통해 노출되는 상품에 대해 높은 구매 의도를 보인다는 선행 연구들과 같은 맥락에서 이해할 수 있다 (박소진 & 오창규, 2021; 이지현 & 김한구, 2022; Schouten et al., 2020).

둘째, 본 연구를 통해 숏패딩, 트위드재킷을 포함한 일부 아이템은 대중이 주도적으로 시즌 트렌드를 이끌고 있었음을 확인하였다. 이는 온라인상의 베스트 아이템이 그 자체로 대중 소비자들의 구매 활동과 국내 패션 브랜드의 상품 기획에 중요한 트렌드 정보원이기 때문이었다. 즉, 베스트 아이템은 단순히 대중 소비자들의 구매 활동의 결과가 아니라 대중 소비자들이 상품을 구매할 때 참고하는 트렌드 정보원이며, 동시에 패션 브랜드에게는 현재 대중 소비자들 사이에서 유행하는 트렌드 아이템을 보여주는 정보원이다. 상품 수명 주기에 근거하여 살펴볼 때, 초기 유행 수용자를 지나 대중 소비자에게로 확산되면 그 상품은 다시 하락세에 접어들게 된다. 혁신 확산 이론에 새로운 패션 트렌드의 확산을 대입하여 패션 트렌드의 확산을 분석하여도 마찬가지이다. 하지만 본 연구에서는 대중 소비자들이 온라인상에서 네트워크를 이루며 이들 사이에서 정보가 빠르게 확산되며 그렇게 형성된 트렌드가 오랫동안 대중 소비자들 사이에서 지속되고 있는 것을 확인하였다. 그렇기 때문에 대중 소비자들의 구매 행동이 온라인상에서 또 다른 정보원을 구성하며, 소비자들과 국내 패션 브랜드의 상품 기획에 영향을 미

치고 있다는 것을 알 수 있다.

셋째, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템이 패션 인플루언서의 착장과 유사하게 나타나며 온라인상에서 대중 소비자들끼리 서로 영향을 주고받으며 대중적인 트렌드를 형성하기도 하지만, 그럼에도 불구하고 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드 정보는 여전히 대중적인 트렌드에 있어서 중요함을 확인하였다. 실루엣은 의복의 특징을 단적으로 표현할 때 사용되며, 의복의 전체적인 트렌드를 가장 쉽게 파악할 수 있는 속성이기도 한데 (이명희, 1999), 연구 1을 통해 런웨이 패션 컬렉션과 인플루언서의 착장, 그리고 베스트 아이템 사이의 실루엣 유사성을 확인하였다. 이어서 진행한 연구 2의 결과에서도 런웨이 컬렉션 정보가 여전히 상품 기획 단계에서 대중적인 패션 상품에 반영되고 있었다. 특히 패션 MD들이 런웨이 컬렉션에 등장하는 실루엣 트렌드를 취사 선택하여 패션 상품을 기획하는데 사용하는 것을 확인하였다. 패션 상품을 기획 할 때에는 타겟(target) 소비자, 자사 브랜드의 매출, 브랜드 아이덴티티(identity)와 같은 내부 정보도 고려한다. 이 과정에서 런웨이 컬렉션에 반영되어 나타나는 실루엣 트렌드가 자사 고객과 국내 시장의 특성에 맞게 수정되어 반영되는 것을 알 수 있었다.

정보 통신 기술의 발전과 그로 인한 소셜 미디어의 활성화로 패션 인플루언서들이 정보 확산의 중요한 매개체로 등장하였고, 동시에 패스트 패션과 같이 생산 주기가 빠른 리테일러들이 등장하며 런웨이 패션쇼가 더 이상 패션 트렌드의 중심이 아니라는 의견도 등장하였다. 하지만 런웨이 컬렉션 정보는 여전히 대중 패션을 기획하는 데 중요한 트렌드 정보였다. 즉, 정보 통신 기술의 발전으로 다양한 오피니언 리더가 온라인상에 등장하여 소비자의 의사 결정에 많은 영향을 미치고 있는 상황에서도 4대 런웨이 컬렉션은 패션 트렌드를 이끄는 중요한 트렌드 정보 원천이고, 대중 시장에서도 상품 기획에 중요한 역할을 하고 있음을 알 수 있다.

넷째, 패션 트렌드 정보를 선별적으로 사용하는 것이 중요함을 알 수 있다. 본 연구에서는 의류 속성별로 나누어서 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 착장, 베스트 아이템 사이의 유사성을 분석하였다. 연구 1과 연구 2를 통해서 대중 소비자들이 소비하는 아이템의 종류는 패션 인플루언서의 착장에 나타나는 아이템의 종류와 유사하지만, 여전히 런웨이 컬렉션 정보에서 특히 대중 소비자들이 주목하는 중요한 의복 속성이 있다는 것을 확인하였다. 즉, 런웨이 컬렉션에 나타나는 모든 트렌드 정보가 중요한 것은 아니지만, 실루엣 속성과 같이 의복의 전체적인 형태에 관련된 정보는 여전히 중요성을 가지고 있었는데, 이를 통해 대중 브랜드에서 상품 기획을 할 때 트렌드 정보를 차별적으로 사용해야 한다는 것을 알 수 있다.

이상의 논의점을 종합하면 다음과 같다. 현대 사회에서 패션 트렌드는 양방향, 그리고 다방향으로 생성되고 확산되어 나가고 있다. 특정 시준의 대중적인 트렌드를 반영하는 베스트 아이템은 런웨이 컬렉션에 등장하는 아이템과는 구조적으로 다를 수 밖에 없는데, 패션 브랜드에서 패션 상품을 기획할 때에는 런웨이 컬렉션뿐만 아니라 온라인상에서 형성되는 베스트 아이템, 자사 브랜드의 내부 데이터, 문화적 특성 등 다양한 요인이 결합하여 만들어지기 때문이다. 그 결과 대중적인 패션 트렌드와 런웨이 컬렉션 사이에 연관성은 일부 존재하지만 대중적인 패션 트렌드는 런웨이 컬렉션과는 다른 방향으로 흘러가기도 한다. 또한 대중 소비자들이 온라인상에서 네트워크를 이루며, 이들 사이에서 형성된 대중적인 트렌드가 오랜 기간동안 지속되기도 한다. 정보 확산 방식이 변하였고, 온라인상에서 대중 소비자들의 역할이 단순히 정보를 수용하는 데에 그치지 않고 새로운 정보를 생성하기도 한다는 점을 고려하여 대중적으로 인기 있는 트렌드를 이해할 필요가 있다.

선행 연구에서는 패션 트렌드의 확산을 설명함에 있어 하나의 이론을

전제로 패션 트렌드가 확산되어 퍼져나가는 현상을 설명하고 있다. 가령 일부 선행 연구에서는 하향 전파 이론 혹은 혁신 확산 이론을 기본 전제로 특정 패션 혁신가 집단(a.k.a 하이엔드 브랜드)이 패션 트렌드를 이끌어간다고 설명한다. 이와 상반되게 일부 연구자들은 포스트 모더니즘이 도래하며 다양한 패션 트렌드가 공존하며 개개인의 취향이 중요해 졌으며, 패스트 패션(fast fashion)의 등장과 정보통신 기술의 발전으로 트렌드는 빠르게 변화하여 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션이 패션 산업에서 중요성을 잃었다고 언급하기도 한다.

하지만 현대 사회에도 눈에 보이는 지배적인(dominant) 패션 트렌드는 존재하며, 4대 런웨이 패션쇼는 여전히 패션 산업에서 그 중요성을 유지하고 있다. 매 시즌 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 디자인 트렌드와 아이템이 선별적으로 패션 인플루언서와 대중 패션에도 반영되고 있다. 하지만 런웨이 컬렉션이 대중적인 패션 트렌드로 확산되는 과정에서 패션 MD들과 패션 인플루언서들이 이를 재해석하여 대중 소비자에게 전달되며, 새로운 트렌드 정보는 온라인상에서 그 자체로 확산되기도 하며 패션 인플루언서를 매개로 대중 소비자에게 빠르게 확산되기도 한다. 그 결과 특정 의류 속성은 대중 소비자 집단 내에서 큰 파장을 불러일으켜 비교적 긴 기간동안 트렌드로 지속되기도 하며, 일부 하이엔드 브랜드는 대중 소비자들이 선호해서 시즌 트렌드와 상관 없이 패션 브랜드에서 기획하는 상품의 디자인에 많이 반영되기도 한다. 그렇기 때문에 현대 사회에서 패션 트렌드의 확산과 대중 소비자들이 이를 수용하는 현상을 설명할 때, 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드를 기준으로 국내 패션 인플루언서와 베스트 아이템을 해석하는 것에 주의를 기울여야 하며, 패션 트렌드를 형성하는 다양한 요인들을 추가적으로 고려해야 할 것이다.

## 제 2절 연구의 시사점

본 연구는 현대 사회에서 패션 트렌드가 어떻게 대중 소비자에게 확산되며, 패션 MD들이 트렌드 정보를 어떻게 활용하는지 살펴보는 것을 중심으로 수행되었다. 이를 위해 연구 1에서는 메타데이터를 활용한 양적 연구를 진행하였고, 연구 2에서는 현업에 종사하는 패션 MD를 대상으로 심층 면접을 진행하였다. 본 연구의 학문적·실무적 시사점은 다음과 같다.

### 1. 학문적 시사점

첫째, 정보 확산의 패러다임이 변화한 현대 사회에서 패션 트렌드가 어떻게 대중적인 패션 트렌드로 자리잡는지 학문적으로 명료하게 정리되지 않고 있었다. 또한 포스트 모더니즘 시대에 접어들며 다양한 트렌드가 공존하게 되면서 패션 트렌드를 거시적인 관점에서 분석한 연구는 드문 실정이었다. 이에 본 연구는 패션 트렌드 정보의 확산과 활용에 대해 거시적 관점에서 연구하였다는 학문적 의의가 있다. 본 연구는 현대 사회의 패션 트렌드의 확산과 활용을 연구함에 있어 4대 런웨이 컬렉션에 나타나는 패션 트렌드와 대중적인 패션 트렌드 사이의 관계성을 분석하였고, 나아가 소셜미디어를 기반으로 성장한 패션 인플루언서를 정보 확산의 주요 매개체로 고려하여 연구를 진행하였다. 따라서 패션 트렌드 정보의 확산에 관한 연구를 현대 사회에 맞게 재정비하였다는 의의를 가진다.

또한 본 연구에서는 패션 트렌드의 확산과 활용을 분석함에 있어 실제로 대중들이 소비하는 상품, 즉 대중적인 패션 트렌드에 초점을 맞추어 패

션 트렌드 확산을 연구했다는 데 학술적 의의가 있다. 패션 트렌드에 관한 선행 연구는 4대 런웨이 컬렉션을 중심으로 주요 패션 트렌드를 연구하였지만 본 연구는 패션 트렌드가 더 이상 전문가들과 패션 리더(혁신가 집단)의 전유물이 아니라 대중들이 수용하고 소비하는 것이라는 점에 주목하였고, 실제 일반 대중들이 소비하는 패션 아이템과 디자인 속성을 대상으로 패션 트렌드의 확산에 관한 연구를 진행하였다. 이를 전통적인 유행 확산 이론과 함께 현대 사회의 정보 확산을 설명해주는 이론인 혁신 확산 이론과 사회적 전염 이론을 기반으로 논의하여, 현대 사회에서 패션 트렌드 정보가 대중 소비자에게까지 확산되는 현상에 대한 이해를 넓혔다.

둘째, 4대 패션 트렌드 정보가 대중 소비자에게로 확산되는 과정에서 패션 인플루언서의 영향력을 확인하였다. 패션 인플루언서는 현대 사회에서 중요한 정보 원천으로, 패션 인플루언서와 관련한 선행 연구는 소셜 미디어 인플루언서의 수 및 제품 다양성, 인플루언서의 신뢰성 및 콘텐츠 가치, 인플루언서와 팔로워 간의 준사회적 상호작용, 인플루언서와 제품의 적합도, 인플루언서의 유형(마이크로 인플루언서 vs. 메가 인플루언서)과 같이 인플루언서에 대한 소비자 인식에 기반하여 인플루언서의 마케팅적 효과에 관한 연구가 주로 이루어졌다 (Lou et al., 2022). 하지만 다변화된 미디어 환경에서 이미지 중심의 콘텐츠가 더욱 중요해지고 있으며, 소셜 미디어 상에서 이미지는 패션 정보를 전달하는 중요한 수단이다 (김세진, 2019). 이에 본 연구에서는 패션 인플루언서들이 직접 생성한 착장 이미지를 중심으로 패션 인플루언서가 대중 소비자에게 미치는 영향력을 검증하고 연구하였다. 패션 인플루언서의 착장 이미지에 등장하는 패션 아이템은 대중 소비자들의 구매 데이터에도 빈번하게 나타나며, 특히 대중 소비자들 사이에서 새롭게 떠오르는 패션 아이템의 경우 시즌 초반에 패션 인플루언서의 착장을 통해 노출이 빈번하게 일어났음을 확인하여 패션 인플루언서의 영향력을 알 수 있었

다. 결과적으로 본 연구는 현대 사회에서 패션 정보 확산과 소비자의 의견 형성에 있어서 패션 인플루언서가 중요한 역할을 한다는 것을 더욱 견고히 하였으며, 정보 확산의 매개체 역할을 한다는 것을 밝혔다.

셋째, 본 연구는 방법적인 측면에서 패션 트렌드를 반영하는 데이터를 체계적으로 수집하고, 메타데이터로 변환하여 연구에 사용하였다는 의의를 지닌다. 의류학 분야 연구에 컴퓨터 공학 분야에서 주로 사용하던 데이터 분석 방법을 도입하여 연구의 범위가 확장되고 있다. 이에 본 연구에서는 패션 트렌드의 확산과 수용에 관한 연구를 위해 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 창작, 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 데이터를 각각 수집하였으며, 이를 패션 말뭉치 사전에 기반하여 비정형 이미지 데이터를 메타데이터로 변환하였고, 데이터마이닝 방법론을 적용하여 분석하였다는 점에서 학술적 의의가 있다. 전통적으로 패션 트렌드에 관한 연구는 전문가의 해석을 바탕으로 한 질적 사례 연구 방법을 채택하였다 (Choi et al., 2021). 이러한 분석은 주로 특정 패션 컬렉션이나 스타일에 집중되었으며, 연구의 신뢰성과 유효성이 전문가 집단이나 연구자들의 개별적인 능력에 달려 있다는 한계가 존재하였다 (Choi et al., 2021; Getman et al., 2021). 하지만 본 연구는 데이터 분석에 근거하여 패션 트렌드에 양적으로 접근하여 연구자의 주관성을 배제하고 보다 객관적인 결과를 도출하였다는 의의가 있다. 일부 연구에서는 빅데이터 분석은 연구자가 예측할 수 없는 정보가 포함될 수 있고, 키워드의 의미 해석에서 연구자의 주관성이 배제되기 어렵다는 한계점을 가진다고 설명한다 (김지형, 2022). 이에 본 연구에서는 현업 패션 MD와의 심층 면접을 통하여 패션 상품을 기획에 활용되는 패션 트렌드 정보에 관한 의견을 도출하여, 연구 1에서 데이터 분석을 기반으로 도출한 결과를 보완하였고, 정확성과 객관성을 확보하였다.

## 2. 실무적 시사점

패션 트렌드 정보는 패션 상품의 디자인, 생산, 판매에 이르는 패션 산업 공급망의 전 영역에 영향을 미치기 때문에 패션 산업에 있어서 매우 중요한 의미를 가진다. 특히 패션 산업의 성패를 좌우하는 것은 특정 시기에 대다수의 사람들에게 채택되는 패션 제품을 판매하는 것이기 때문에 대중 소비자들이 소비할 만한 패션 트렌드를 파악하여 패션 상품을 기획하고 수요를 예측하는 것이 중요하다. 그렇기 때문에 현대 사회에서 패션 트렌드가 어떻게 확산되고 대중 소비자들에게 수용되는지 파악하는 것은 기업 입장에서 매우 중요하다. 일반 대중들을 대상으로 하는 연구는 대중들의 실제 행동 대신에 행동적 의도만을 측정하거나, 특정 표적 집단에 대한 인터뷰 및 사례 연구에 주로 머물렀다 (김예진 외., 2019; 이경전 & 전정호, 2018; 정재민 외., 2019; Trappey et al., 2018; Wang et al., 2012). 하지만 본 연구는 대중 소비자들의 구매 행동이 반영된 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 데이터와 인플루언서가 자발적으로 생성한 비정형 이미지 데이터를 활용하여 분석을 진행하여 객관적인 결과를 도출하여 비즈니스 측면에서 특히 활용도가 높다. 이에 본 연구의 실무적 시사점 및 전략 제언은 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 패션 상품을 기획할 때 패션 트렌드 정보를 선별적으로 사용하는 것이 중요해 졌음을 시사한다. 본 연구는 패션 제품의 주요 속성(e.g., 아이템, 실루엣, 디테일)별로 런웨이 패션 트렌드, 패션 인플루언서의 착장, 대중적인 패션 트렌드의 관계를 연구하였는데, 이는 소규모 패션 브랜드와 신진 패션 브랜드로 하여금 어떤 정보를 선별적으로 사용하면 되는지 구체적인 정보를 제공한다는 점에 의의가 있다. 연구 결과에 따르면 런웨이 패션 컬렉션에 나타나는 주요 실루엣과 디테일 정보는 대중 시장에

서 패션 상품을 기획할 때 중요한 정보로 사용될 수 있다. 하지만 런웨이 패션 컬렉션에 자주 나타나는 아이템이 반드시 대중 소비자들에게 수용되는 것은 아니기 때문에 패션 제품을 기획할 때 신중할 필요가 있음을 알 수 있다. 나아가 인터넷 기술의 고도화와 소셜 미디어의 활성화로 소규모의 패션 브랜드, 일반 대중들도 패션 트렌드에 대한 정보를 온라인 및 소셜 미디어를 통해 빠르게 얻을 수 있게 되었고 이는 정보의 민주화를 가능하게 하였다. 과거 패션 기업의 내부 데이터로만 가능하던 분석을 이제는 온라인상의 많은 정보들, 온라인 패션 플랫폼을 통해 전달되는 많은 정보들로 가능해졌다. 이제는 정보를 선별적으로 상품 기획에 사용하는지가 중요해 졌음을 시사하는 바이다.

둘째, 본 연구에서는 실제 패션 인플루언서들이 생성한 착장 이미지와 소비자들의 구매 행동이 반영된 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템 데이터를 사용하여 연구 결과를 도출하였는데, 이는 패션 기업에서 패션 인플루언서와 대중 소비자 사이의 관계에 대한 이해를 도와주며, 패션 인플루언서를 활용한 마케팅 활동의 효과를 극대화할 수 있도록 업계 실무자들의 의사 결정에 도움을 줄 수 있다. 본 연구를 통해서 패션 트렌드 확산의 매개체로써 패션 인플루언서의 역할을 다시 한 번 확인하며 패션 인플루언서 마케팅의 효과성을 확인하였으며, 구체적으로 패션 인플루언서 마케팅 효과가 극대화될 수 있는 시기와 상품의 종류를 시사하고 있다. 한국섬유산업협회에 따르면 소셜미디어에서 인플루언서의 계정을 구독한 소비자의 70%가 인플루언서의 계정을 보고 제품을 구매한다고 답했다. 특히 패션의 경우 인플루언서가 의류 구매에 미치는 영향력이 다른 제품군에 비해 상대적으로 큰 것으로 나타났는데 (한국섬유산업협회, 2023), 이는 최근 화두에 오른 인플루언서의 진정성 문제와는 별개로 여전히 인플루언서들이 대중 소비자의 구매에 큰 영향력을 미치고 있음을 보여준다. 이와 같은 상황에서 본 연구에서

는 2022년 F/W 시즌에 새롭게 등장한 아이템과 2022년 F/W 시즌 이전부터 대중 소비자들 사이에서 하나의 트렌드로 자리잡은 아이템으로 분류하여 패션 인플루언서의 영향력을 규명하였는데, 특히 2022년 F/W 시즌 새롭게 등장한 아이템들에 패션 인플루언서의 영향력이 나타났다. 나아가 평소 대중 소비자들에게 익숙하지 않아 ‘어렵다’고 생각되는 아이템들이 패션 인플루언서를 통해 대중 소비자들에게 전달될 때 확산의 효과가 극대화되었다. 이는 패션 인플루언서를 활용한 마케팅은 신상품 혹은 새로운 트렌드 아이템을 대중 소비자들에게 홍보할 때 보다 효과적인 마케팅 전략이라고 할 수 있다. 이를 토대로 패션 마케터들은 기존에 대중 소비자들에게 노출이 많이 이루어진 제품 (a.k.a 캐리오버 상품)이 아닌 새롭게 출시한 제품들을 패션 인플루언서를 통해 대중 소비자에게 노출시켜 매출을 올릴 수 있을 것이다.

셋째, 본 연구에서 사용한 데이터 분석 방법을 실제 패션 브랜드에서 다가오는 시즌의 트렌드를 분석하고 제품을 기획하는 데 적용한다면 데이터에 기반한 의사결정을 내리는 데 도움이 될 것이라 생각된다. 본 연구에서는 패션 브랜드가 가지고 있는 정체성과 같은 스타일, 즉 고유한 DNA와 같은 디자인 요소는 고려하지 않고, 런웨이 컬렉션을 통해 나타나는 패션 트렌드가 대중적인 패션 트렌드로 어떻게 반영되는지 살펴보았다. 하지만 패션 브랜드에서 이와 같은 방법을 사용할 때에는 자사 브랜드와 유사한 스타일을 가지고 있는 하이엔드 브랜드의 런웨이 컬렉션 이미지를 사용하거나, 유사한 스타일의 패션 인플루언서 착장 이미지를 사용해서 분석을 해 볼 수도 있을 것이다. 특히 규모가 작은 패션 브랜드, 혹은 1인 디자이너나 소상공인처럼 데이터 분석을 담당해주는 별도의 팀이 없는 경우, 본 연구에서 사용한 방법론을 적용한다면 데이터에 기반한 의사결정을 가능하게 해 줄 수 있으며, 인간의 직관에 기반한 결정에 근거를 제공해 줄 수 있을 것이다.

이상의 시사점들을 고려하였을 때, 패션 제품을 기획하고 패션 트렌드 정보를 활용함에 있어 본 연구 결과를 반영한다면, 수많은 정보 속에서 빠르게 변하는 패션 트렌드 정보를 선별하여 패션 상품을 기획하는 과정에 도움이 될 것이다.

### 제 3절 연구의 한계점 및 후속 연구를 위한 제언

본 연구는 패션 트렌드의 확산과 수용을 연구함에 있어 의류 상품의 속성별로 런웨이 컬렉션과 패션 인플루언서 착장이 대중 패션에 미치는 영향과 서로간의 유사성을 밝혔지만 몇 가지 한계점이 존재한다.

첫째, 2022년 F/W 시즌의 베스트 아이템에는 2022년 F/W 시즌의 신제품뿐만 아니라 그 전 시즌에 출시된 제품과 캐리오버 제품까지도 포함되어 있다. 한 시즌의 트렌드를 연구할 때 해당 시즌의 신제품만을 대상으로 연구를 진행한다면 다른 시즌과 차별화되는 그 시즌만의 트렌드를 보다 정확하게 파악할 수 있을 것이라 생각된다. 계속해서 데이터를 수집하여 2022년 F/W 시즌뿐만 아니라 더 많은 시즌을 고려하여 연구를 진행한다면 하나의 패션 아이템이 트렌드로 부상하고 다시 쇠퇴하는 패턴까지도 발견할 수 있을 것이라 생각되며, 이러한 패턴을 발견하는 것은 데이터에 기반하여 패션 트렌드를 예측하는 데에 중요한 기초자료로 사용될 수 있을 것이라 생각된다. 또한 본 연구에서는 아우터만을 대상으로 연구를 진행했지만, 드레스(dress), 팬츠(pants), 스커트(skirts) 등 다른 아이템 카테고리를 대상으로 연구를 진행함으로써 아이템 카테고리별로 트렌드의 확산과 수용이 어떻게 진행되는지 비교 분석하는 것도 흥미로울 것이다.

둘째, 본 연구에서는 선행 연구에서 개발한 패션 말뭉치 사전을 기반으로 이미지 데이터를 텍스트 형태의 메타데이터로 변환하였다. 패션 말뭉치 사전은 7개(아이템, 실루엣, 디테일, 패턴&프린트, 컬러, 소재, 스타일)의 의복 속성으로 구성되어 있는데, 본 연구에서는 이미지상에서 명확하게 식별이 가능한 아이템, 실루엣, 디테일 속성만을 대상으로 연구를 진행하였다는 한계가 있다. 추후 연구에서는 아이템, 실루엣, 디테일 외에도 패턴&프린트, 컬러, 소재와 같이 시각적으로 분명히 드러나는 명시적인 의복 속성

을 포함하여 함께 연구하는 것이 필요하다. 특히 컬러 속성의 경우 실루엣 속성과 결합하여 패션 이미지를 전달하는 주요 속성으로 간주되기 때문에, 추후 연구에서는 의복의 컬러 속성을 포함하여 함께 연구하는 것이 필요하다. 한편 스타일 속성은 착용자와 관찰자의 의사소통에서 문화적, 감정적으로 다르게 해석되기 때문에 아이템, 실루엣, 디테일, 컬러 등과 같이 의복 그 자체가 가지는 명시적인 속성들의 조합으로 의복의 스타일 속성을 이해할 수 있다 (Guan et al., 2018; Guan et al., 2019). 추후 연구에서는 암시적인 의복 속성인 스타일 속성까지 데이터화 하여 패션 트렌드의 확산과 수용에 관한 연구를 진행하는 것을 제안한다.

나아가 이를 위해 컴퓨터 공학 분야와의 협업을 통해 패션 이미지 속 아이템의 속성값을 추출하여 메타데이터로 변환해주는 정확도 높은 AI 기반 툴을 개발할 것을 제안하는 바이다. 패션 이미지를 의류 속성값으로 구성된 메타데이터로 변환하는 것은 매우 어려운 작업이지만, 패션 산업에서 인공지능 기술을 도입하여 대용량의 데이터를 관리하기 위한 기본 작업이다 (Park & Choi, 2020). 그렇기 때문에 정확도 높은 AI 기반 툴 개발은 앞으로 이미지 데이터에 기반한 연구를 하기 위해 필수적이라 생각된다.

셋째, 본 연구에서는 패션 트렌드 확산과 수용을 연구함에 있어 한국의 패션 인플루언서와 국내 온라인 패션 플랫폼의 베스트 아이템만을 분석 대상으로 하였다. 패션 트렌드는 지역에 따라 조금씩 다르게 나타나기도 하며 (Choi et al., 2021; Getman et al., 2021), 문화권에 따라 소비자들이 패션 인플루언서의 영향을 받는 정도나 새로운 패션 트렌드에 민감하게 반응하는 정도가 다를 수도 있다 (Kao et al., 2021). 그렇기 때문에 향후 연구에서는 한국뿐만 아니라 4대 런웨이 컬렉션이 개최되는 지역의 주요 인플루언서와 패션 플랫폼의 아이템도 함께 고려하여 지역별로 패션 트렌드가 어떻게 확산·수용되는지 비교한다면 패션 트렌드 확산과 수용에 관한 의미 있는 결과

를 도출할 수 있을 것으로 기대된다.

넷째, 본 연구에서는 런웨이 컬렉션이 패션 인플루언서의 착장에 미치는 영향력은 따로 분석하지 않았다는 한계점이 존재한다. 런웨이 컬렉션은 실제 시즌보다 6개월 앞서 진행되는데, 패션 인플루언서의 경우 언제 런웨이 컬렉션에 등장하는 아이템을 착용하는지, 그리고 패션 인플루언서가 런웨이 컬렉션에 등장한 아이템을 어떻게 자기만의 스타일로 재해석해서 대중 소비자에게 보여주는지 연구할 필요가 있다. 이와 같은 연구를 통해 패션 트렌드 확산과 수용에 있어서 런웨이 컬렉션, 패션 인플루언서 그리고 대중 소비자 사이의 관계를 보다 깊게 이해할 수 있을 것이라 생각된다.

마지막으로 본 연구는 패션 상품을 기획하는 패션 MD의 관점에서 패션 트렌드 확산과 수용을 이해하고자 하였다. 때문에 향후 연구에서는 소비자 입장에서 패션 상품을 구매하는 과정에 참고하는 패션 트렌드 정보 및 소비자들의 구매 프로세스에 관한 탐색적인 연구가 필요하다. 패션 MD들이 활용하는 트렌드 정보와 비교하여 소비자의 패션 트렌드 정보 활용과 구매 여정을 연구하는 것은 패션 트렌드 확산과 수용에 관한 보다 깊이 있는 해석을 가능하게 해 줄 것이다.

## 참고 문헌

### 【국외 문헌 및 자료】

- AbdelFattah, M., Galal, D., Hassan, N., Elzanfaly, D., & Tallent, G. (2017). A Sentiment Analysis Tool for Determining the Promotional Success of Fashion Images on Instagram. *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, 11(2), 66-73.
- Agarwal, S., Kumar, S., & Goel, U. (2019). Stock market response to information diffusion through internet sources: A literature review. *International Journal of Information Management*, 45, 118-131. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.11.002>
- Ahmed, Y. A., Ahmad, M. N., Ahmad, N., & Zakaria, N. H. (2019). Social media for knowledge-sharing: A systematic literature review. *Telematics and informatics*, 37, 72-112. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2018.01.015>
- Ajimal, N. (2022, April 12). *Collection Review: Women's Key Trims & Details A/W 22/23*. WGSN. Retrieved March 29, 2023, from <https://www.wgsn.com/fashion/article/93314?lang=en>
- Akundi, A., Tseng, B., Wu, J., Smith, E., Subbalakshmi, M., & Aguirre, F. (2018). Text mining to understand the influence of social media applications on smartphone supply chain. *Procedia Computer Science*, 140, 87-94. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.296>
- Amed, I. (2016). Welcome to The New World Order.
- Ames, A. (2008). Fashion design for a projected future. *Clothing and Textiles Research Journal*, 26(2), 103-118. <https://doi.org/10.1177/0887302X08314790>
- Anuradha, J. (2015). A brief introduction on Big Data 5Vs characteristics and Hadoop technology. *Procedia computer science*, 48, 319-324.

- Aral, S., Dellarocas, C., & Godes, D. (2013). Introduction to the special issue—social media and business transformation: a framework for research. *Information systems research*, 24(1), 3-13. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.188>
- Aragoncillo, L., & Orus, C. (2018). Impulse buying behaviour: an online-offline comparative and the impact of social media. *Spanish Journal of Marketing-ESIC*, 22(1), 42-62. <https://doi.org/10.1108/SJME-03-2018-007>
- Baars, H., & Kemper, H. -G. (2008). Management Support with Structured and Unstructured Data — An Integrated Business Intelligence Framework. *Information Systems Management*, 25(2), 132-148. doi: 10.1080/10580530801941058
- Bakshy E, Rosenn I, Marlow C, Adamic L (2012) The role of social networks in information diffusion. In: *Proceedings of the 21st international conference on World Wide Web. ACM*, New York, pp 519–528
- Barnes, L., & Lea-Greenwood, G. (2006). Fast fashioning the supply chain: shaping the research agenda. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*. <https://doi.org/10.1108/13612020610679259>
- Bazeley, P. (2007). *Qualitative data analysis with NVivo*. Sage.
- Belleflamme, P., & Peitz, M. (2018). Platforms and network effects. *Handbook of game theory and industrial organization, Volume II*. 286-317
- Bellini, P., Palesi, L. A. I., Nesi, P., & Pantaleo, G. (2023). Multi clustering recommendation system for fashion retail. *Multimedia Tools and Applications*, 82(7), 9989-10016. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11837-5>
- Bertola, P., & Teunissen, J. (2018). Fashion 4.0. Innovating fashion industry through digital transformation. *Research Journal of Textile and Apparel*. <https://doi.org/10.1108/RJTA-03-2018-0023>
- Beyer, M. A., & Laney, D. (2012, June 21). *The importance of 'big data': A definition*. Gartner. Retrieved July 22, 2022, from

- <https://www.gartner.com/doc/2057415/importance-big-data-definition>
- Birtwistle, G., Siddiqui, N. & Fiorito, S.S. (2003). Quick response: perceptions of UK fashion retailers. *Journal of Retail & Distribution Management*, 31 (2), 118-28. <https://doi.org/10.1108/09590550310462010>
- Blasi, S., Brigato, L., & Sedita, S. R. (2020). Eco-friendliness and fashion perceptual attributes of fashion brands: An analysis of consumers' perceptions based on twitter data mining. *Journal of Cleaner Production*, 244, 118701. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118701>
- Blumberg, P. (1974). The decline and fall of the status symbol: Some thoughts on status in a post-industrial society. *Social problems*, 21(4), 480-498. <https://doi.org/10.2307/799987>
- Braglia, M., Marrazzini, L., Padellini, L., & Rinaldi, R. (2020). Managerial and Industry 4.0 solutions for fashion supply chains. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*, 25(1), 184-201. <https://doi.org/10.1108/JFMM-12-2019-0285>
- Brannon, E. L. (2010). *Fashion forecasting*. Fairchild Books.
- Burberry. (2021). [Photographs of London Autumn/winter(men) 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Burt, R. S. (1987). Social contagion and innovation: Cohesion versus structural equivalence. *American journal of Sociology*, 92(6), 1287-1335. <https://doi.org/10.1086/228667>
- Cafaro, V. (2020). *Fashion week schedules, history and facts: NYFW, LFW, MFW & PFW by the numbers, 23 December 2020*. Glowsly. Retrieved August 02, 2022, from <https://glowsly.com/fashion-week-schedules-history>
- Camargo, L. R., Pereira, S. C. F., & Scarpin, M. R. S. (2020). Fast and ultra-fast fashion supply chain management: an exploratory research. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 48(6), 537-553. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-04-2019-0133>
- Chakraborty, S., Hoque, S. A., & Kabir, S. F. (2020). Predicting fashion trend

- using runway images: application of logistic regression in trend forecasting. *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, 13(3), 376-386.  
<https://doi.org/10.1080/17543266.2020.1829096>
- Chanel. (2020). [Photographs of Paris Spring/Summer 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Chanel. (2021). [Photographs of Paris Autumn/Winter 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Chanel. (2021). [Photographs of Paris Spring/Summer 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Chanel. (2022). [Photographs of Paris Autumn/Winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Chapple, C., & Cownie, F. (2017). An investigation into viewers' trust in and response towards disclosed paid-for endorsements by YouTube lifestyle Vloggers. *Journal of promotional communications*, 5(2).
- Chaudhuri, S. (2018). *H&M pivots to big data to spot next big fast-fashion trends*. Wall Street Journal. Retrieved May 23, 2023, from <https://www.wsj.com/articles/h-m-pivots-to-big-data-to-spot-next-big-fast-fashion-trends-1525694400>
- Chen, H., Gallagher, A., & Girod, B. (2012, October). Describing clothing by semantic attributes. In *European conference on computer vision* (pp. 609-623). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Chiang, L-L. L., & Yang, C-S. (2018). Does country-of-origin brand personality generate retail customer lifetime value? A Big Data analytics approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 177-187.  
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.06.034>
- Choi, T. M., & Guo, S. (2018). Responsive supply in fashion mass customisation systems with consumer returns. *International Journal of Production Research*, 56(10), 3409-3422.  
<https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1292065>
- Choi, W., & Lee, Y. (2019). Effects of fashion vlogger attributes on product

- attitude and content sharing. *Fashion and Textiles*, 6(1), 1-18.  
<https://doi.org/10.1186/s40691-018-0161-1>
- Choi, Y. H., Yoon, S., Xuan, B., Lee, S. Y. T., & Lee, K. H. (2021). Fashion informatics of the Big 4 Fashion Weeks using topic modeling and sentiment analysis. *Fashion and Textiles*, 8(1), 1-27.  
<https://doi.org/10.1186/s40691-021-00265-6>
- Clodfelter, R. (2015). *Retail buying: From basics to fashion*. Bloomsbury Publishing USA.
- Copeland, L., Ciampaglia, G. L., & Zhao, L. (2019). Fashion informatics and the network of fashion knockoffs. *First Monday*.
- Corona, V. P., & Godart, F. C. (2010). Network-domains in combat and fashion organizations. *Organization*, 17(2), 283-304.  
<https://doi.org/10.1177/1350508409342358>
- Coulangeon, P. (2005). Social stratification of musical tastes: questioning the cultural legitimacy model. *Revue française de sociologie*, 46(5), 123-154. <https://doi.org/10.3917/rfs.465.0123>
- Crane, D. (1997). Postmodernism and the avant-garde: stylistic change in fashion design. *Modernism/modernity*, 4(3), 123-140.
- Cremer, S., & Ma, A. K. (2017, August). Predicting e-commerce sales of hedonic information goods via artificial intelligence imagery analysis of thumbnails. In *Proceedings of the International Conference on Electronic Commerce* (pp. 1-8).
- Dean, D. H. (1999). Brand endorsement, popularity, and event sponsorship as advertising cues affecting consumer pre-purchase attitudes. *Journal of advertising*, 28(3), 1-12.  
<https://doi.org/10.1080/00913367.1999.10673585>
- Dhillon, K. (2017, May 22). *What the hell are resort and curise collection and why are they so lucrative?* Highsnobiety. Retrieved April 29, 2023, from <https://goo.gl/myEZuF>
- Dior. (2022). [Photographs of Paris Autumn/winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)

- Doeringer, P., & Crean, S. (2006). Can fast fashion save the US apparel industry?. *Socio-Economic Review*, 4(3), 353-377. <https://doi.org/10.1093/ser/mwl014>
- Dolan, L. (2022, July 04). *Paris Fashion Week menswear: Watch the shows live*. CNN. Retrieved August 16, 2022, from <https://edition.cnn.com/style/article/paris-fashion-week-mens-spring-2023/index.html>
- DuBreuil, M., & Lu, S. (2020). Traditional vs. big-data fashion trend forecasting: an examination using WGSN and EDITED. *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, 13(1), 68-77. <https://doi.org/10.1080/17543266.2020.1732482>
- Entwistle, J., & Rocamora, A. (2006). The field of fashion materialized: A study of London Fashion Week. *Sociology*, 40(4), 735-751. <http://doi.org/10.1177/0038038506065158>
- Evans, D., & Schmalensee, R. (2005). The industrial organization of markets with two-sided platforms. National Bureau of Economic Research
- Fan, W., Wallace, L., Rich, S., & Zhang, Z. (2006). Tapping the power of text mining. *Communications of the ACM*, 49(9), 76-82. <https://doi.org/10.1145/1151030.1151032>
- Fionda, A. M., & Moore, C. M. (2009). The anatomy of the luxury fashion brand. *Journal of Brand Management*, 16, 347-363. <https://doi.org/10.1057/bm.2008.45>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2016). *Technology at work v2. 0: The future is not what it used to be*. Citi GPS: Global Perspectives & Solutions.
- Fring, G.S. (1994), *Fashion: From Concept to Consumers*. Prentice Hall.
- Fury, A. (2015, June 07). *Pre-collections: Fashion's new favourite thing*. Independent. Retrieved April 29, 2023, from <https://goo.gl/Ax6Dte>
- Furukawa, T., Miura, C., Mori, K., Uchida, S., & Hasegawa, M. (2019). Visualisation for analysing evolutionary dynamics of fashion trends. *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, 12(2), 247-259. <https://doi.org/10.1080/17543266.2019.1587789>

- Gantz, J., & Reinsel, D. (2011, June). *Extracting value from chaos*. DELL EMC. Retrieved July 22, 2022, from <https://www.emc.com/collateral/analyst-reports/idc-extracting-value-from-chaos-ar.pdf>
- Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the Hype: Big Data Concepts, Methods, and Analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137–144. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
- Gautam, V., & Sharma, V. (2017). The mediating role of customer relationship on the social media marketing and purchase intention relationship with special reference to luxury fashion brands. *Journal of Promotion Management*, 23(6), 872-888. <https://doi.org/10.1080/10496491.2017.1323262>
- Getman, R. R., Green, D. N., Bala, K., Mall, U., Rawat, N., Appasamy, S., & Hariharan, B. (2021). Machine learning (ML) for tracking fashion trends: Documenting the frequency of the baseball cap on social media and the runway. *Clothing and Textiles Research Journal*, 39(4), 281-296. <https://doi.org/10.1177/0887302X20931195>
- Goldenberg, J., Han, S., Lehmann, D. R., & Hong, J. W. (2009). The role of hubs in the adoption process. *Journal of marketing*, 73(2), 1-13.
- Goldsworthy, K., Earley, R., & Politowicz, K. (2018). Circular speeds: a review of fast & slow sustainable design approaches for fashion & textile applications. *Journal of Textile Design Research and Practice*, 6(1), 42-65. <https://doi.org/10.1080/20511787.2018.1467197>
- Gonzalo, A., Harreis, H., Altable, C. S., & Villepelet, C. (2020, May 6). *Fashion`s digital transformation: Now or never*. McKinsey & Company. Retrieved from [https://www.mckinsey.com/~/\\_/media/McKinsey/Industries/Retail/Our%20Insights/Fashions%20digital%20transformation%20Now%20or%20never/Fashions-digital-transformation-now-or-never](https://www.mckinsey.com/~/_/media/McKinsey/Industries/Retail/Our%20Insights/Fashions%20digital%20transformation%20Now%20or%20never/Fashions-digital-transformation-now-or-never)
- Goodman, G., Schaffer, N., Korhan, J., & Safko, L. (2014). *Social Marketing Digital Book Set*. In: John Wiley & Sons Inc.

- Gu, X., Gao, F., Tan, M., & Peng, P. (2020). Fashion analysis and understanding with artificial intelligence. *Information Processing & Management*, 57(5), 102276. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102276>
- Guan, C., Qin, S., Ling, W., & Long, Y. (2018). Enhancing apparel data based on fashion theory for developing a novel apparel style recommendation system. In *Trends and Advances in Information Systems and Technologies: Volume 3 6* (pp. 31-40). Springer International Publishing.
- Guan, C., Qin, S., & Long, Y. (2019). Apparel-based deep learning system design for apparel style recommendation. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 31(3), 376-389. <https://doi.org/10.1108/IJCST-02-2018-0019>
- Guille, A., Hacid, H., Favre, C., & Zighed, D. A. (2013). Information diffusion in online social networks: A survey. *ACM Sigmod Record*, 42(2), 17-28. <https://doi.org/10.1145/2503792.2503797>
- Han, A., Kim, J., & Ahn, J. (2021). Color Trend Analysis using Machine Learning with Fashion Collection Images. *Clothing and Textiles Research Journal*, 0887302X21995948. <https://doi.org/10.1177/0887302X21995948>
- Holland, G., & Jones, R. (2017). *Fashion trend forecasting*. Laurence King.
- Horn, M. J., & Gurel, L. M. (1981). *The second skin: An inter-disciplinary study of clothing* (3rd ed.). Boston, MA: Houghton Mifflin Company
- Horx, M. (2004). *Future fitness*. Nexus Books.
- Huang, S., Potter, A., & Eyers, D. (2020). Social media in operations and supply chain management: State-of-the-Art and research directions. *International Journal of Production Research*, 58(6), 1893-1925. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1702228>
- Hsu, L. C. (2019). Antecedents and consequences of attitude contagion processes: the example of apparel brand fan pages. *Journal of Product & Brand Management*, 29(1), 31-51. <https://doi.org/10.1108/JPBM-07-2018-1930>

- Hwang, J., & Kandampully, J. (2012). The role of emotional aspects in younger consumer-brand relationships. *Journal of Product & Brand Management*. <https://doi.org/10.1108/10610421211215517>
- Israeli, A., & Jill, J. A. (2018, March). *Predicting consumer tastes with big data at gap*. Harvard Business School, 1-27. Retrieved from <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=52590>
- Jackson, T., & Shaw, D. (2017). *Mastering fashion buying and merchandising management*. Bloomsbury Publishing.
- Jegham, S., & Bouzaabia, R. (2022). Fashion influencers on Instagram: Determinants and impact of opinion leadership on female millennial followers. *Journal of Consumer Behaviour*, 21(5), 1002-1017. <https://doi.org/10.1002/cb.2050>
- Jeong, H. J., & Kwon, K. N. (2012). The effectiveness of two online persuasion claims: Limited product availability and product popularity. *Journal of promotion management*, 18(1), 83-99. <https://doi.org/10.1080/10496491.2012.646221>
- Jeong, B., Yoon, J., & Lee, J. M. (2019). Social media mining for product planning: A product opportunity mining approach based on topic modeling and sentiment analysis. *International Journal of Information Management*, 48, 280-290. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.09.009>
- Ji, G., Hu, L., & Tan, K. H. (2017). A study on decision-making of food supply chain based on big data. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 26, 183-198. <https://doi.org/10.1007/s11518-016-5320-6>
- Jia, M., Shi, M., Sirotenko, M., Cui, Y., Cardie, C., Hariharan, B., ... & Belongie, S. (2020, August). Fashionpedia: Ontology, segmentation, and an attribute localization dataset. In *European conference on computer vision* (pp. 316-332). Springer, Cham.
- Jin, B., & Cedrola, E. (Eds.). (2016). *Palgrave studies in practice: Global fashion brand management*. New York: Palgrave Macmillan.
- Jin, D., Ma, X., Zhang, Y., Abbas, H., & Yu, H. (2018). Information diffusion

- model based on social big data. *Mobile networks and applications*, 23(4), 717-722. <https://doi.org/10.1007/s11036-018-1004-4>
- Junya Watanabe. (2021.). [Photographs of Paris Autumn/winter(men) 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Kao, K. C., Hill, S. R., & Troshani, I. (2021). A cross-country comparison of online deal popularity effect. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 60, 102402. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102402>
- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business horizons*, 53(1), 59-68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>
- Karakaya, F., & Barnes, N. G. (2010). Impact of online reviews of customer care experience on brand or company selection. *Journal of Consumer Marketing*, 27(5), 447-457. <http://doi.org/10.1108/07363761011063349>
- Klingenberg, C. O., Borges, M. A. V., & Antunes Jr, J. A. V. (2021). Industry 4.0 as a data-driven paradigm: a systematic literature review on technologies. *Journal of manufacturing technology management*, 32(3), 570-592. <https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2018-032>
- Kim, J., & Lee, K. H. (2019). Influence of integration on interactivity in social media luxury brand communities. *Journal of Business Research*, 99, 422-429. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.10.001>
- Kincade, D. H. (2010). *Merchandising of fashion products*. Pearson Education India.
- King Jr, C. W. (1963). Fashion adoption: A rebuttal to the'trickle down'theory. *Proceedings of the American Marketing Association*, 1963.
- Klostermann, J., Plumeyer, A., Böger, D., & Decker, R. (2018). Extracting brand information from social networks: Integrating image, text, and social tagging data. *International Journal of Research in Marketing*, 35(4), 538-556. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2018.08.002>
- Kuiler, E. W. (2014). From Big Data to Knowledge: An Ontological Approach to Big Data Analytics. *Review of Policy Research*, 31(4), 311-318.

<https://doi.org/10.1111/ropr.12077>

- Kunz, G. I. (1995). Behavioral theory of the apparel firm: A beginning. *Clothing and Textiles Research Journal*, 13(4), 252-261.
- Kunz, G. I. (2010). *Merchandising: Theory, principles, and practice*. Fairchild Books.
- Laney, D. (2001). 3-D data management: Controlling data volume, velocity and variety. *Application Delivery Strategies by META Group Inc.* Gartner. Retrieved from <https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety>.
- Lang, C., Li, M., & Zhao, L. (2020). Understanding consumers' online fashion renting experiences: A text-mining approach. *Sustainable Production and Consumption*, 21, 132-144. <https://doi.org/10.1016/j.spc.2019.12.003>
- Lee, H., Seol, J., & Lee, S. G. (2017). Style2vec: Representation learning for fashion items from style sets. *arXiv preprint arXiv:1708.04014*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.04014>
- Lee, S., Lee, Y. M., & Lee, Y. (2019). Characteristics of contemporary fashion shows affected by intermedia. *The Research Journal of the Costume Culture*, 27(6), 582-598. <https://doi.org/10.29049/rjcc.2019.27.6.582>
- Leibenstein, H. (1950). Bandwagon, snob, and Veblen effects in the theory of consumers' demand. *The quarterly journal of economics*, 64(2), 183-207.
- Levy, D. A., & Nail, P. R. (1993). Contagion: a theoretical and empirical review and reconceptualization. *Genetic, social, and general psychology monographs*.
- Liang, H. (2021). Decreasing social contagion effects in diffusion cascades: Modeling message spreading on social media. *Telematics and Informatics*, 62, 101623. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101623>
- Lin, S., Piercy, N., & Campbell, C. (2013). Beyond the make-or-buy dichotomy: outsourcing creativity in the fashion sector. *Production planning &*

*control*, 24(4-5), 294-307.  
<https://doi.org/10.1080/09537287.2011.648542>

- Lin, Y., & Yang, H. (2019). Predicting Next-Season Designs on High Fashion Runway. *arXiv preprint arXiv:1907.07161*.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.07161>
- Liu, Z., Luo, P., Qiu, S., Wang, X., & Tang, X. (2016). Deepfashion: Powering robust clothes recognition and retrieval with rich annotations. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1096-1104).
- Liu, X., Shin, H., & Burns, A. C. (2021). Examining the impact of luxury brand's social media marketing on customer engagement: Using big data analytics and natural language processing. *Journal of Business research*, 125, 815-826. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.04.042>
- Loewe. (2021.). [Photographs of Paris Autumn/winter(men) 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Lou, C., Kiew, S. T. J., Chen, T., Lee, T. Y. M., Ong, J. E. C., & Phua, Z. (2022). Authentically Fake? How Consumers Respond to the Influence of Virtual Influencers. *Journal of Advertising*, 1-18. <https://doi.org/10.1080/00913367.2022.2149641>
- Louis Vuitton. (2021) [Photographs of Paris Autumn/winter(men) 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Louisvuitton. (2022.). [Photographs of Paris Autumn/winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery)
- Louis Vuitton. (2021). [Photographs of Spring/Summer(men) 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Lyons, K. (2018, March 22). *What are micro-influencers and how are they different?*. SnapApp. Retrieved August 9, 2022, from <https://www.snapapp.com/blog/what-are-micro-influencers-how-marketing/>
- Ma, Y., Ding, Y., Yang, X., Liao, L., Wong, W. K., & Chua, T. S. (2020, June). Knowledge enhanced neural fashion trend forecasting. In *Proceedings*

of the 2020 International Conference on Multimedia Retrieval (pp. 82-90).

- Mall, U., Bala, K., Berg, T., & Grauman, K. (2022). Discovering Underground Maps from Fashion. In *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision* (pp. 3114-3123).
- Manyika, J., Chui, M., Bughin, J., Dobbs, R., Bisson, P., & Marrs, A. (2013, May). *Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy*. McKinsey Global Institute. Retrieved July 10, 2022, from [https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Digital/Our%20Insights/Disruptive%20technologies/MGI\\_Disruptive\\_technologies\\_Full\\_report\\_May2013.ashx](https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Digital/Our%20Insights/Disruptive%20technologies/MGI_Disruptive_technologies_Full_report_May2013.ashx)
- Marin, E., Guo, R., & Shakarian, P. (2020). Measuring time-constrained influence to predict adoption in online social networks. *ACM Transactions on Social Computing*, 3(3), 1-26. <https://doi.org/10.1145/3372785>
- Martellini, S. (2021, October 27). *Collection Review: Key Items – Women’s Trousers & Shorts S/S 22*. WGSN. Retrieved May 28, 2023 from <https://www.wgsn.com/fashion/article/92158>
- Mason, J. (2017). *Qualitative researching*. sage.
- Matt, C., Hess, T., & Benlian, A. (2015). Digital transformation strategies. *Business & information systems engineering*, 57(5), 339-343. <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0401-5>
- Matzen, K., Bala, K., & Snavely, N. (2017). Streetstyle: Exploring world-wide clothing styles from millions of photos. *arXiv preprint arXiv:1706.01869*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.01869>
- McIntyre, D. P., & Srinivasan, A. (2017). Networks, platforms, and strategy: Emerging views and next steps. *Strategic management journal*, 38(1), 141-160. <https://doi.org/10.1002/smj.2596>
- McQuarrie, E. F., Miller, J., & Phillips, B. J. (2013). The megaphone effect: Taste and audience in fashion blogging. *Journal of consumer research*, 40(1),

136-158. <https://doi.org/10.1086/669042>

- Miller, T. W. (2014). *Modeling techniques in predictive analytics with Python and R: A guide to data science*. FT Press.
- Ming Law, K., Zhang, Z. M., & Leung, C. S. (2004). Fashion change and fashion consumption: the chaotic perspective. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*, 8(4), 362-374. <https://doi.org/10.1108/13612020410559966>
- Minh, N. T., & Ngan, H. N. (2021, September). Digital fashion-An optimal solution for fashion industry during Covid-19 pandemic. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2406, No. 1, p. 020039). AIP Publishing LLC.
- Miumiu. (2022.). [Photographs of Paris Autumn/winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- MSGM. (2022). [Photographs of Milan Prefall 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery /](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Moon, S., & Kamakura, W. A. (2017). A Picture Is Worth a Thousand Words: Translating Product Reviews into a Product Positioning Map. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 265–85. <http://doi.org/10.1016/J.IJRESMAR.2016.05.007>
- Muter, B. A., Gore, M. L., & Riley, S. J. (2013). Social contagion of risk perceptions in environmental management networks. *Risk Analysis*, 33(8), 1489-1499. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.2012.01936.x>
- Myers, J. R., & Sar, S. (2013). Persuasive social approval cues in print advertising: Exploring visual and textual strategies and consumer self-monitoring. *Journal of Marketing Communications*, 19(3), 168-181. <https://doi.org/10.1080/13527266.2011.581303>
- Na, Y., Kang, S., & Jeong, H. (2021). A Study on the network effectiveness of sustainable K-fashion and beauty creator media (Social Media) in the digital era. *Sustainability*, 13(16), 8758. <https://doi.org/10.3390/su13168758>
- Neubaum, G., & Krämer, N. C. (2017). Opinion climates in social media:

Blending mass and interpersonal communication. *Human Communication Research*, 43(4), 464-476.  
<https://doi.org/10.1111/hcre.12118>

Nikolopoulos, S. (2022, November 22). *H&M, Zara, Fast Fashion Turn to Artificial Intelligence to Transform the Supply Chain*. Thomasnet. Retrieved from <https://www.thomasnet.com/insights/zara-h-m-fast-fashion-ai-supply-chain/>

Notarmuzi, D. (2022). *Information Diffusion in Online Social Media*. Indiana University.

Ok, M., Lee, J. S., & Kim, Y. B. (2019). Recommendation framework combining user interests with fashion trends in apparel online shopping. *Applied Sciences*, 9(13), 2634. <https://doi.org/10.3390/app9132634>

Osan, P. & Cano, A. (2022). *Global Retail Analysis: Women's Apparel Autumn 2022*. WGSN. Retrieved May 02, 2023, from <https://www.wgsn.com/fashion/article/6321e02bc43a337eb0bd950e?lang=en>

Pangarkar, A., Arora, V., & Shukla, Y. (2022). Exploring phygital omnichannel luxury retailing for immersive customer experience: *The role of rapport and social engagement*. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 68, 103001. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103001>

Park, D. H., Lee, J., & Han, I. (2007). The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement. *International journal of electronic commerce*, 11(4), 125-148. <https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415110405>

Park, N., & Choi, Y. (2020). A form attribute classification system for fashion items. *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, 13(1), 11-19. <https://doi.org/10.1080/17543266.2019.1664641>

Pinchera, V., & Rinallo, D. (2021). Marketplace icon: the fashion show. *Consumption Markets & Culture*, 24(5), 479-491. <https://doi.org/10.1080/10253866.2019.1703699>

- Prada. (2021). [Photographs of Milan Autumn/winter(men) 2021]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Prada. (2022). [Photographs of Milan Autumn/winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Rahman, S., Saleem, S., Akhtar, S., Ali, T., & Khan, M. A. (2014). Consumers' adoption of apparel fashion: The role of innovativeness, involvement, and social values. *International Journal of Marketing Studies*, 6(3), 49-64 <https://doi.org/10.5539/ijms.v6n3p49>
- Raorane, A. A., Kulkarni, R. V., & Jitkar, B. D. (2012). Association rule–extracting knowledge using market basket analysis. *Research Journal of Recent Sciences ISSN*, 2277, 2502.
- Riedl, C., Bjelland, J., Canright, G., Iqbal, A., Engø-Monsen, K., Qureshi, T., ... & Lazer, D. (2018). Product diffusion through on-demand information-seeking behaviour. *Journal of The Royal Society Interface*, 15(139), 20170751. <https://doi.org/10.1098/rsif.2017.0751>
- Rochet, J. C., & Tirole, J. (2006). Two-sided markets: a progress report. *The RAND journal of economics*, 37(3), 645-667. <https://doi.org/10.1111/j.1756-2171.2006.tb00036.x>
- Rogers, E. M. (1995). Diffusion of Innovations: modifications of a model for telecommunications. *Die diffusion von innovationen in der telekommunikation*. 25-38.
- Rogers, E. M. (2010). *Diffusion of innovations*. Simon and Schuster.
- Rogers, E. M. (2013). Diffusion of Innovations: Modifications of a Model for Telecommunications. *Die Diffusion von Innovationen in der Telekommunikation*, 17, 25.
- Rouso, C. (2012). *Fashion forward: A guide to fashion forecasting*. New York: Fairchild Books.
- Schouten, A. P., Janssen, L., & Verspaget, M. (2020). Celebrity vs. Influencer endorsements in advertising: the role of identification, credibility, and Product-Endorser fit. *International journal of advertising*, 39(2), 258-281. <https://doi.org/10.1080/02650487.2019.1634898>

- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. Currency.
- Scuotto, V., Del Giudice, M., Della Peruta, M. R., & Tarba, S. (2017). The performance implications of leveraging internal innovation through social media networks: An empirical verification of the smart fashion industry. *Technological Forecasting and Social Change*, *120*, 184-194. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.03.021>
- Scuotto, V., Arrigo, E., Candelo, E., & Nicotra, M. (2019). Ambidextrous innovation orientation effected by the digital transformation: A quantitative research on fashion SMEs. *Business Process Management Journal*, *26*(5), 1121-1140. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-03-2019-0135>
- Seo, Y., & Shin, K. S. (2018, March). Image classification of fine-grained fashion image based on style using pre-trained convolutional neural network. In *2018 IEEE 3rd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA)* (pp. 387-390). IEEE.
- Simmel, G. (1950). *The sociology of georg simmel*. Simon and Schuster.
- Shankar, V. (2019). Big Data and Analytics in Retailing. *NIM Marketing Intelligence Review*, *11*, 36–40.
- Shapiro, C., Varian, H. R., & Carl, S. (1998). *Information rules: A strategic guide to the network economy*. Harvard Business Press.
- Sharma, M., & Verma, P. (2022). Benefits of Mining Fashion Data. In *Rising Threats in Expert Applications and Solutions: Proceedings of FICR-TEAS 2022* (pp. 455-464). Singapore: Springer Nature Singapore.
- Shi, M., Chussid, C., Yang, P., Jia, M., Dyk Lewis, V., & Cao, W. (2021). The exploration of artificial intelligence application in fashion trend forecasting. *Textile Research Journal*, *91*(19-20), 2357-2386. <http://doi.org/10.1177/00405175211006212>
- Silva, E. S., Hassani, H., Madsen, D. Ø., & Gee, L. (2019). Googling fashion: forecasting fashion consumer behaviour using google trends. *Social Sciences*, *8*(4), 111. <https://doi.org/10.3390/socsci8040111>
- Silva, E. S., Hassani, H., & Madsen, D. Ø. (2020). Big Data in fashion:

- transforming the retail sector. *Journal of Business Strategy*, 41(4), 21-27. <https://doi.org/10.1108/JBS-04-2019-0062>
- Smith, J. A., & Fieldsend, M. (2021). *Interpretative phenomenological analysis*. American Psychological Association.
- Social Contagion. (2023, April 28). In *Wikipedia*. [https://en.wikipedia.org/wiki/Social\\_contagion](https://en.wikipedia.org/wiki/Social_contagion)
- Sorbara, E. R. (2022). Walking Away for the Pandemic: Covid's Effects on Fashion Shows and Fashion Weeks.
- Sorensen, A. T. (2007). Bestseller lists and product variety. *The journal of industrial economics*, 55(4), 715-738. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6451.2007.00327.x>
- Sproles, G. B. (1981). Analyzing fashion life cycles—Principles and perspectives. *Journal of marketing*, 45(4), 116-124. <https://doi.org/10.1177/00222429810450041>
- Sproles, G. B., & Burns, L. D. (1994). *Changing appearances: Understanding dress in contemporary society*. Fairchild publications.
- Statista (2022, n. d.). *Big data market size revenue forecast worldwide from 2011 to 2027*. Retrieved July 20, 2022, from <https://www.statista.com/statistics/254266/global-big-data-market-forecast/>
- Steele, V. (1997). Anti-fashion: the 1970s. *Fashion Theory*, 1(3), 279-295. <https://doi.org/10.2752/136270497779640134>
- StellaMcCartney. (2022). [Photographs of Paris Autumn/winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Stephenson, W. D. (2018). *The Future is Smart: How Your Company Can Capitalize on the Internet of Things-and Win in a Connected Economy*. AMACOM
- Strauss, A., & Corbin, J. M. (1997). *Grounded theory in practice*. Sage.
- Sugimoto, K., & Nagasawa, S. Y. (2017). Luxury branding: the case of Chanel. *International Journal of Quality and Service Sciences*.

<https://doi.org/10.1108/IJQSS-04-2017-0039>

- Svendsen, L. (2006). *Fashion: A philosophy* (J. Irons, Trans). London: Reaktion Books.
- Takagi, M., Simo-Serra, E., Iizuka, S., & Ishikawa, H. (2017). What makes a style: Experimental analysis of fashion prediction. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops* (pp. 2247-2253).
- Tan, P. N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2020). *Introduction to data mining*. Pearson Education India
- Thormundsson, B. (2022, June 27). *Market size and revenue comparison for artificial intelligence worldwide from 2018 to 2030*. Statista. Retrieved August 09, 2022, from <https://www.statista.com/statistics/941835/artificial-intelligence-market-size-revenue-comparisons/#statisticContainer>
- Trappey, A. J., Trappey, C. V., Fan, C. Y., & Lee, I. J. (2018). Consumer driven product technology function deployment using social media and patent mining. *Advanced Engineering Informatics*, 36, 120-129. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2018.03.004>
- Turcotte, J., York, C., Irving, J., Scholl, R. M., & Pingree, R. J. (2015). News recommendations from social media opinion leaders: Effects on media trust and information seeking. *Journal of computer-mediated communication*, 20(5), 520-535. <https://doi.org/10.1111/jcc4.12127>
- Wall, D. S., & Large, J. (2010). Jailhouse frocks: Locating the public interest in policing counterfeit luxury fashion goods. *The British Journal of Criminology*, 50(6), 1094-1116. <https://doi.org/10.1093/bjc/azq048>
- Wang, X., Yu, C., & Wei, Y. (2012). Social media peer communication and impacts on purchase intentions: A consumer socialization framework. *Journal of interactive marketing*, 26(4), 198-208. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2011.11.004>
- Watts, D. J., & Dodds, P. S. (2007). Influentials, networks, and public opinion formation. *Journal of consumer research*, 34(4), 441-458.

<https://doi.org/10.1086/518527>

- Weber, R. P. (1985). *Basic content analysis*. Beverly Hills, CA: Sage.
- WGSN. (2019 November 04). *Catwalk Analytics S/S 20, Jackets, Coats, Suits & Sets*. Retrieved April 02, 2023, from [https://www.wgsn.com/fashion/article/85245?lang=en#page\\_8](https://www.wgsn.com/fashion/article/85245?lang=en#page_8)
- WGSN. (2020 November 16). *Catwalk Analytics S/S 21, Jackets, Coats, Suits & Sets*. Retrieved April 02, 2023, from <https://www.wgsn.com/fashion/article/89193?lang=en>
- WGSN. (2022, April 08). *Collection Review: Key Items – Men’s Jackets & Outerwear A/W 22/23*. Retrieved May 23, 2023, from <https://www.wgsn.com/fashion/article/93531?lang=en>
- Wu, L., & Lee, C. (2016). Limited edition for me and best seller for you: The impact of scarcity versus popularity cues on self versus other-purchase behavior. *Journal of Retailing*, 92(4), 486-499. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.08.001>
- Veblen, T., & Mills, C. W. (2017). *The theory of the leisure class*. Routledge.
- Versace. (2022.). [Photographs of Milan Autumn/winter 2022]. WGSN. [www.wgsn.com/catwalk\\_gallery/](http://www.wgsn.com/catwalk_gallery/)
- Viglia, G., Furlan, R., & Ladron-de-Guevara, A. (2014). Please, talk about it! When hotel popularity boosts preferences. *International Journal of Hospitality Management*, 42, 155-164. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2014.07.001>
- Yoon, J. (2012). Detecting weak signals for long-term business opportunities using text mining of Web news. *Expert Systems with Applications*, 39(16), 12543-12550. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.04.059>
- Yu, S., Hudders, L., & Cauberghe, V. (2018). Are fashion consumers like schooling fish? The effectiveness of popularity cues in fashion e-commerce. *Journal of Business Research*, 85, 105-116. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.12.035>
- Zhang, K., Bhattacharyya, S., & Ram, S. (2016). Large-scale network analysis

for online social brand advertising. *Mis Quarterly*, 40(4), 849-868.  
<https://www.jstor.org/stable/26629679>

Zhao, L., Li, M., & Sun, P. (2021). Neo-Fashion: A Data-Driven Fashion Trend Forecasting System Using Catwalk Analysis. *Clothing and Textiles Research Journal*, 0887302X211004299.  
<https://doi.org/10.1177/0887302X211004299>

Zhao, L., & Min, C. (2019). The rise of fashion informatics: A case of data-mining-based social network analysis in fashion. *Clothing and Textiles Research Journal*, 37(2), 87-102.  
<http://doi.org/10.1177/0887302X18821187>

Zhang, L., Li, D., & Boncella, R. J. (2021). Research on influencing factors of information diffusion in online social networks under different themes. *The Electronic Library*, 39(5), 732-748. <https://doi.org/10.1108/EL-12-2020-0329>

## 【국내 문헌 및 자료】

- 강수정, & 전재훈. (2022). 팬데믹 시대의 패션쇼의 디지털화-패션 필름과 패션 게이미피케이션을 중심으로. *한국의류산업학회지*, 24(1), 29-41. <https://doi.org/10.5805/SFTI.2022.24.1.29>
- 고순영 & 박명자. (2010). 컬렉션에 나타난 니트 웨어의 소재 구성 요소 및 트렌드 분석. *패션과 니트* 7(2), 83-95.
- 고은주, & 이지현. (2008). 최근 10 년 [1996 년~ 2005 년] 간 국내 패션 트렌드의 경향 분석. *복식*, 58(9), 18-28.
- 권선일. (2020, June 15). *디지털트랜스포메이션 현황 및 계획에 대한 실태 조사 결과 보도*. KOITA. Retrieved August 06, 2022, from [https://m.koita.or.kr/m/mobile/press/press\\_read.aspx?no=1837&page=3](https://m.koita.or.kr/m/mobile/press/press_read.aspx?no=1837&page=3).
- 권향원. (2016). 현상학과 사회과학연구-정책연구에의 질적방법론적 적용을 중심으로. *한국정책학회보*, 25(1), 355-395.
- 그로브 [Grove]. (n.d.). *22WT LINNEY COAT*. Musinsa. Retrieved November 23, 2022, from <https://www.musinsa.com/app/goods/2941547>
- 기은세 [@kieunse]. (2022, September 06). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 기은세 [@kieunse]. (2022, October 28). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 기은세 [@kieunse]. (2022, November 22). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 기은세 [@kieunse]. (2022, November 26). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김기현, & 변혜원. (2020). 패션 트렌드의 주기적 순환성에 관한 빅데이터 융합 분석. *한국융합학회논문지*, 11(12), 113-123.

<https://doi.org/10.15207/JKCS.2020.11.12.113>

- 김나영. [김나영의 nofilterTV]. (2022, September 14). *W컨셉 오프라인 매장에서 지금 제일 핫한 브랜드들 다 입어만 봤어요!* [Video]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=rcCLiey0Mrc>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, August 25). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, September 06). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, September 19). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, October 18). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, November 08). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, December 15). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김나영 [@nayoungkeem]. (2022, December 23). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 김동희. (2021, June 28). *W컨셉, 브랜드 캠페인 '컨셉바이미' 전개*. Apparelnews. Retrieved May 26, 2023, from [http://m.apparelnews.co.kr/news/news\\_view/?idx=191169](http://m.apparelnews.co.kr/news/news_view/?idx=191169)
- 김묘환. (2023, February 20). *불확실성의 시대에 패션산업의 방향성은?*. FashionInsight. Retrieved April 02, 2023, from <http://www.fi.co.kr/main/view.asp?idx=78335>
- 김민자. (2013). *복식미학*. 과주: 교문사.
- 김민자. (1998). 20세기 복식에 나타난 모더니즘과 포스트모더니즘. *복식*, 37, 103-118
- 김보라 [@kim\_bora95]. (2022, December 04). *outfit of the day*.

[Photographs]. <http://www.instagram.com>

- 김세진. (2019). 구찌 인스타그램에 나타난 뉴미디어 패션 콘텐츠 분석. *한국패션디자인학회지*, 19(1), 147-164. <http://dx.doi.org/10.18652/2019.19.1.9>
- 김선숙. (2014). 스커트 길이와 주가 지수 상관 이론인 헴라인 지수 (Hemline index) 이론을 중심으로 한 패션 이론 검증 연구. *한국 의류학회지*, 38(4), 584-597. <http://dx.doi.org/10.5850/JKSCT.2014.38.4.584>
- 김선숙 & 고은주. (2008). 패션 트렌드 예측을 위한 히트 브랜드 패션상품 특성에 관한 조사 연구 - 1996~2005년을 중심으로. *한국패션디자인학회지* 9(3), 67-79.
- 김선우. (2019). 소비자 관점의 의복 디자인 평가 요소에 대한 탐색적 연구 - 20 대 의류-패션 디자인 전공 여대생을 중심으로. *한국의류학회지*, 43(3), 384-404. [10.5850/JKSCT.2019.43.3.384](http://dx.doi.org/10.5850/JKSCT.2019.43.3.384)
- 김성은. (2018). *현대 패션 시스템과 패션 트렌드 변화 연구* [국내박사학위 논문, 서울대학교].
- 김성은, & 하지수. (2018). 현대 패션 트렌드 시스템의 변화 양상에 대한 사례연구. *한국의류학회지*, 42(4), 708-725. [http://doi.org/10.5850/JKSCT.2018.42.4.708](http://dx.doi.org/10.5850/JKSCT.2018.42.4.708).
- 김수지, 이현옥, & 구양숙. (2021). COVID-19 에 따른 융복합 섬유·패션 전시산업의 실태와 향후 전망. *한국과학예술융합학회*, 39(5), 49-61. <http://doi.org/10.17548/ksaf.2021.12.30.49>
- 김예진, 오상호, 황성범, & 모정훈. (2019). 온라인 소비자 리뷰의 문맥정보 마이닝: 정보 이득과 제품 판매량의 상관관계. *대한산업공학회지*, 45(1), 1-10. <https://doi.org/10.7232/JKIIE.2019.45.1.001>
- 김우빈, & 추호정. (2019). SNS 패션 인플루언서 진정성이 팔로워 행동의도에 미치는 영향-팬쉽의 매개효과를 중심으로. *한국의류학회지*, 43(1), 17-32. <https://doi.org/10.5850/JKSCT.2019.43.1.17>
- 김지은, & 이진화. (2018). 빅데이터와 인공지능을 중심으로 한 패션산업의 동향. *한국의류학회지*, 42(1), 148-158.

<https://doi.org/10.5850/JKSCT.2018.42.1.148>

- 김지형. (2022). 빅데이터 텍스트 마이닝 분석을 활용한 아메카지 패션 트렌드 특징 고찰. *패션비즈니스*, 26(3), 138-154. <https://doi.org/10.12940/jfb.2022.26.3.138>
- 김하연, 최우진, 이유리, & 장세윤. (2022). 패션 제조 기업의 디지털 트랜스포메이션을 위한 인공지능 솔루션 개발 및 활용 현황. *패션비즈니스*, 26(2), 28-47. <https://doi.org/10.12940/jfb.2022.26.2.28>
- 김하연, 장세윤, 최우진, 원유정, 안소기 & 이유리. (2021) 패션산업에서의 인공지능(AI) 및 활용 동향. *패션산업협회*
- 김혜경, 전향란, 서상우, & 홍경옥. (2016). *현대패션의 이해*. 교학연구사.
- 김혜진, & 이명구. (2021). 마케팅 분야의 머신러닝 연구 동향 분석. *마케팅연구*, 36(1), 1-25. <http://dx.doi.org/10.15830/kjm.2021.36.1.1>
- 남재경, & 금기숙. (2001). 1990년대 패션트렌드 분석연구-여성패션의 테마를 중심으로. *한국의류학회지*, 25(9), 1645-1654.
- 닐바이피 [NilbyP]. (n.d.). *22FN premium handmade coat [black]*. Wconcept. Retrieved October 06, 2022, from <https://www.wconcept.co.kr/product/301828619>
- 더블유컨셉. (2022, December 08). *W컨셉, '2022 아이템 어워즈' 열고 인기 상품 6백종 한 자리서 소개한다*. Retrieved May 26, 2023, from Shinsegae Group Newsroom. <https://www.shinsegagroupnewsroom.com/94939/>
- 던스트 [Dunst for women]. (n.d.). *Classic boucle tweed jacket black*. Wconcept. Retrieved September 01, 2022, from <https://www.wconcept.co.kr/Product/301802761>
- 던스트 [Dunst for women]. (n.d.). *Unisex layered heavy wool blazer melange grey*. Wconcept. Retrieved October 06, 2022, from <https://www.wconcept.co.kr/product/301465384>
- 도경은. (2008). 유행패션스타일이 대중에게 전파되는 과정에 관한 연구.

한국디자인문화학회지, 14(3), 182-190.

- 레테르코모 [Lettercomo]. (n.d.). *빅 어워드 스타디움 울 바시티자켓 블랙*. Retrieved January 02, 2023, from Musinsa. <https://www.musinsa.com/app/goods/2752332>
- 루에브르 [Loeuvre]. (n.d.). *Tweed Crop Jacket SW3XJ247-03*. Wconcept. Retrieved January 02, 2023, from <https://www.wconcept.co.kr/product/302220025>
- 룩캐스트 [Lookast]. (n.d.). *Becca tweed wool set up*. Wconcept. Retrieved January 23, 2023, from <https://www.wconcept.co.kr/product/301840874>
- 룩캐스트 [Lookast]. (n.d.). *Mina combi tweed set up*. Wconcept. Retrieved February 20, 2023, from <https://www.wconcept.co.kr/PRODUCT/302246163>
- 류혜주 [@r\_yuhyeju]. (2022, September 06). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 문상호, & 강태임. (2021). 유튜브 콘텐츠 섬네일의 시각적 표현이 이용자들의 상호작용에 미치는 영향 연구. *한국디자인문화학회지*, 27(4), 169-181. <http://dx.doi.org/10.18208/ksdc.2021.27.4.169>
- 민병준, 고제경, & 송재용. (2020). 넷플릭스의 경쟁 전략: 네트워크 효과, 콘텐츠 재판매, 오리지널 콘텐츠의 전략적 조합. *전략경영연구*, 23(2), 25-45. <https://doi.org/10.17786/jsm.2020.23.2.025>
- 박남희, & 최윤미. (2020). 패션 AI 의 학습 데이터 표준화를 위한 패션 아이템 이미지의 색채와 소재 속성 분류 체계. *한국의류학회지*, 44(2), 354-368. <https://doi.org/10.5850/JKSCT.2020.44.2.354>
- 박선경, & 김상훈. (2020). 인스타그램에 나타난 인플루언서의 자아표현에 관한 연구. *OOH 광고학연구*, 17(2), 35-58.
- 박선희. (2020, November 06). *발품 파는 시장 조사는 그만... 트렌드 분석 솔루션 '렛뷰(Retviews)'*. apparelnews. Retrieved August 06, 2022, from

[http://m.apparelnews.co.kr/news/news\\_view/?idx=186200](http://m.apparelnews.co.kr/news/news_view/?idx=186200).

- 박소진, & 오창규. (2021). 인플루언서 속성이 유튜브 정보수용과 구매의도에 미치는 영향. *정보시스템연구*, 30(1), 179-204. <http://dx.doi.org/10.5859/KAIS.2021.30.1.179>
- 박수호, 정다운, 조동현, 윤혜진, & 이성민. (2023, March 03). *K패션의 재발견, 아더에러·마뽀김...토종 브랜드 매섭네~*. Maekyung. <https://www.mk.co.kr/economy/view/2023/171978>
- 박연진. (2021). *피지털 마케팅 관점에서 본 하이엔드 패션 브랜드의 캡슐 컬렉션 특징*. [석사학위논문, 홍익대학교].
- 박유나, & 김철순. (2017). 패션 관심도와 취향에 따른 패션 큐레이션 서비스 태도 및 패션제품 구매의도에 미치는 영향 연구-20~ 30 대 큐레이션 서비스 경험자를 중심으로. *기초조형학연구*, 18(1), 173-188.
- 박지수, & 이유리. (2014). 사회연결망 분석을 활용한 패션 트렌드 고찰. *한국의류학회지*, 38(5), 611-626. <http://dx.doi.org/10.5850/JKSCT.2014.38.5.611>
- 박지영, 정성지, & 전양진. (2012). 패션 소셜네트워크 (SNS) 사용의도 및 구전의도에 관한 연구. *한국의류학회지*, 36(1), 36-45.
- 박혜인, 허유선, & 전재훈. (2022). 거울자아이론을 바탕으로 살펴본 패션 인플루언서의 포스팅 활동. *한국패션디자인학회지*, 22(2), 15-34. <http://dx.doi.org/10.18652/2022.22.2.2>
- 반원 아틀리에 [Vanone Atelier]. (n.d.). O3707 *Irish crop varsity jacket\_Deep navy*. Musinsa. Retrieved February 20, 2023, from <https://www.musinsa.com/app/goods/2770992>
- 방영덕. (2022, October 29). 4명 가족 패딩만 몇벌이야... 그래도 팔아야 사는 패션기업들 [방영덕의 디테일]. Maeileconomy. <https://www.mk.co.kr/news/business/10507883>
- 방영진, & 최선형. (2015). 패스트 패션과 불경기 극복을 위한여성복 패션 업체의 상품기획 전략. *한국디자인포럼*(46), 139-150.

- 배정철 (2021, August 02). 전통 패션 강자들의 반격..."온라인몰로 승부". hankyung. Retrieved July 26, 2022, from <https://www.hankyung.com/economy/article/2021080260061>
- 백민영, & 김유경. (2009). 국내 패션색채트렌드 특성에 관한 연구. *한국패션디자인학회지*, 9(2), 75-88.
- 백승익, 임규건, & 여등승. (2016). 인공지능과 사회의 변화. *정보화정책*, 23(4), 3-23.
- 백승훈, 오지연, 이지수, 홍준기, & 홍성찬. (2019). 빅데이터 분석을 이용한 기온 변화에 대한 판매량 예측 모델. *한국빅데이터학회지*, 4(1), 29-38.
- 백주아. (2022, October 13). 쉐링스 내년부터 국내 사업 직접 한다. Edaily. Retrieved June 12, 2023, from <https://www.edaily.co.kr/news/read?newsId=02706006632492592&mediaCodeNo=257>
- 삼성디자인넷. (2020, June 8). 포스트 코로나 소비 트렌드 [Post-COVID19 Consumption Trends]. *samsungdesign*. Retrieved 07, 23, 2022, from <http://www.samsungdesign.net>
- 서상우. (2018). 4차 산업혁명에 대한 소비자의 지식수준과 불안수준에 따른 패션산업의 미래이미지. *패션비즈니스*, 22(4), 130-144. <https://doi.org/10.12940/jfb.2018.22.4.130>
- 서지영, & 임지영. (2011). John Galliano 작품의 조형적 특성을 응용한 의상디자인 연구: 2006 S/S~ 2010 F/W Christian Dior 오뜨꾸뛰르를 중심으로. *한국디자인문화학회지*, 17(3), 314-326.
- 선준호, 정혜정, & 이지연. (2021). 소셜 빅데이터로 살펴본 스트리트 패션 네트워크의 변화: 대중적 관심사와 클러스터 속성에 대한 시계열적 접근. *복식*, 71(3), 124-142. <https://doi.org/10.7233/jksc.2021.71.3.124>
- 성광숙. (2020). 뉴트로 패션에 대한 소셜미디어 빅데이터 분석. *조형미디어학*, 23(2), 10-18.

- 스컬프터 [Sculptor]. (n.d.). *101 RDS Middle Oversized Puffer Down Black*. Musinsa. Retrieved December 19, 2022, from <https://www.musinsa.com/app/goods/2796521>
- 아바몰리 [Ava molli]. (n.d.). *Martin mélange single jacket (D/Grey)*. Wconcept. Retrieved September 01, 2022, from <https://www.wconcept.co.kr/product/301023378>
- 아르카익 [Archaic]. (n.d.). *Bookle tweed jacket\_black*. Wconcept. Retrieved October 27, 2022, from <https://www.wconcept.co.kr/product/302216665>
- 안광호, 황선진, & 정찬진. (2018). *패션마케팅*. 수학사.
- 안영실, & 김희선. (2018). K-패션 활성화를 위한 국내 패션브랜드의 의류 생산 방식 고찰. *한국의상디자인학회지*, 20(3), 115-128. <https://doi.org/10.30751/kfcda.2018.20.3.114>
- 양윤정, & 김미현. (2019). 트렌드 예측 정보 수용 관점에서 서울과 파리의 스트리트 패션 비교 연구. *상품문화디자인학연구 (KIPAD 논문집)*, 58, 155-172. <https://doi.org/10.18555/kicpd.2019.58.15>
- 오진실. (2023, April 27). 이랜드그룹, 패션·외식 사업 호조에 매출 5조 돌파. *Newspost*. <http://www.newspost.kr/news/articleView.html?idxno=107688>.
- 왕설영, & 박성복. (2021). 온라인 정보해석 단서로서의 숫자의 앵커링 효과에 관한 연구: 인지된 현저성과 뉴스평가를 중심으로. *한국디지털콘텐츠학회 논문지*, 22(10), 1587-1595. <https://doi.org/10.9728/dcs.2021.22.10.1587>
- 요가혜, & 김세화. (2020). 개인에서 대중으로: 개인 미디어 기반 중국 패션 산업의 대중화 특성 분석. *한국기초조형학회 학술발표논문집*, 2020(1), 37-40.
- 유성민. (2016). 빅데이터가 인공지능에 미친 영향. *한국정보기술학회지*, 14(1), 29-34.

- 유재부. (2022, December 09). *퀵템을 극복한 셀린느의 초고속 성장 비결*. Fashion Insight. Retrieved June 12, 2023, from <http://www.fi.co.kr/main/view.asp?idx=77827>
- 윤남희, 이하경, & 장세윤. (2019). 소비자의 선택 과부하와 유사성 회피 성향이 온라인 추천 서비스의 혁신성과사용 적합성 지각에 미치는 영향. *한국의류산업학회지* pISSN, 21(2). <https://doi.org/10.5805/SFTI.2019.21.2.141>
- 이건희. (2009). 웹 패션 상품 개발을 위한 니트 패션 트렌드 분석(제1보) -09/10 F/W 컬렉션 분석을 중심으로-. *패션과 니트* 7(1), 82-92.
- 이경전 & 전정호. (2018). *버튼 터치 하트: AI 시대, 생산과 소비 그리고 관계의 미래*. 서울: 더난출판사
- 이대희, & 서승현. (2011). 공무원 건강감성 변화에 관한 질적 내용분석: 건강감성 일기를 중심으로. *한국정책연구*, 11(3), 177-193.
- 이동현. (2019, October 14). *몰개성이 있기에 패션도 존재한다*. Fashion Post. Retrieved May 25, 2023, from [https://fpost.co.kr/board/bbs/board.php?bo\\_table=fsp26&wr\\_id=11](https://fpost.co.kr/board/bbs/board.php?bo_table=fsp26&wr_id=11)
- 이명숙, & 박순임. (2017). 패션 컬렉션에 나타난 플로럴패턴 분석 및 패션 트렌드 반영 연구: 2012 S/S~ 2017 S/S 를 중심으로. *한국의상디자인학회지*, 19(2), 129-144.
- 이명희. (1999). 패션소의 트렌드 반영성(反映性)에 관(關)한 연구(研究)-실루엣, 디테일, 색상(色相), 패션 이미지 등(等) 4 가지 디자인 요소(要素)를 중심(中心)으로. *패션비즈니스*, 3(4), 147-160.
- 이미아, & 이은영. (2010). 유행채택모형 연구. *한국의류학회지*, 34(10), 1671-1686.
- 이보한. (2020). *소비자 간 거래 플랫폼에서의 신뢰* [박사학위논문, 서울대학교].
- 이보한. (2021). *소비자 간 거래 플랫폼에서 신뢰의 역할: 중고 거래 플랫폼*

- 품과 숙박 공유 플랫폼을 중심으로. *소비자학연구*, 32(2), 73-100. <http://dx.doi.org/10.35736/JCS.32.2.4>
- 이상규. (2010). 양면시장의 정의 및 조건. *정보통신정책연구*, 17(4), 73-105.
- 이수진, & 이금희. (2020). 패션브랜드의 온라인 상품기획-자사몰 운영의 여성복 브랜드를 중심으로. *패션비즈니스*, 24(3), 69-84. <https://doi.org/10.12940/jfb.2020.24.3.69>
- 이안나. (2021, October 28). *여행·배달·패션... '뉴노멀' 시대 플랫폼 기업 대응 방안은?*. Digitaldaily. Retrieved July 02, 2022, from <https://www.ddaily.co.kr/page/view/2021102709285056982>
- 이영재. (2010). 샤넬 의상 장신구의 디자인 특성. *한국디자인문화학회지*, 16(1), 267-276.
- 이운영. (2022). 인공지능 학습을 위한 패션 레이블드데이터 분석. *한국디자인문화학회지*, 28(3), 355-369. <http://dx.doi.org/10.18208/ksdc.2022.28.3.355>
- 이유리. (2004). 의류 상품화 과정에서 패션 제품과 베이직 제품의 차이 (제 2 보): 기획, 생산, 판매 과정. *한국의류학회지*, 28(7), 904-915.
- 이윤경. (2017). 제 4 차 산업혁명 시대, 패션산업에 나타난 ICT 융합. *한국디자인문화학회지*, 23(2), 497-507. <http://dx.doi.org/10.18208/ksdc.2017.23.2.497>
- 이윤경. (2022). 초연결사회에서 패션디자이너와 패션혁신자의 역할-인스타그램, 패션 인플루언서를 중심으로. *한국디자인포럼*, 75, 177-188.
- 이은. (2019, December 13). *옷 잘 입는 스타들의 '숏패딩' 스타일 3*. Moneytoday. Retrieved May 23, 2023, from <https://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2019121109042556904>
- 이은숙, & 김세봄. (2011). 국내 패션컬렉션에 나타난 해외 패션트렌드의

- 수용도 분석. *한국의상디자인학회지*, 13(4), 93-110.
- 이은영. (1997/2010). *패션마케팅*. 서울: 교문사
- 이은영, & 정인희. (2002). *의류학 연구 방법론*. 교문사
- 이정민. (2021, May 12). '패션 공룡' 넘보는 온라인 플랫폼, 패션시장 세대 교체 'ing'. *economicreview*. Retrieved July 20, 2022, from <http://www.econovill.com/news/articleView.html?idxno=531612>
- 이정은, 신혜영, & 이인성. (2015). 현대 패션에 나타난 스포티즘 디자인 특성 연구: 2012~ 2014 를 중심으로. *한국디자인문화학회지*, 21(2), 529-541.
- 이지현, & 김한구. (2022). 가상 인플루언서에 대한 소비자의 유사성 지각이 정서적 유대감을 통해 구매의도에 미치는 영향. *정보시스템연구*, 31(2), 89-110. <http://dx.doi.org/10.5859/KAIS.2022.31.2.89>
- 이청순, & 이승희. (2020). 뉴미디어 패션 콘텐츠 유형에 따른 SNS 사용자의 관심도 연구-보그 코리아 공식 인스타그램 중심으로. *패션비즈니스*, 24(1), 75-87. <http://doi.org/10.12940/jfb.2020.24.1.75>
- 이현석. (2021, October 01). 유통 플랫폼, '과거'와 '미래' 사이에 서다. *bizwatch*. Retrieved July 20, 2022, from <http://news.bizwatch.co.kr/article/consumer/2021/09/30/0015>
- 이혜원. (2030, February 17). 무신사 여성 패션플랫폼 '29CM', 실적 'W컨셉' 앞섰다. *Newsis*. Retrieved May 29, 2022, from [https://www.newsis.com/view/?id=NISX20230215\\_0002193975](https://www.newsis.com/view/?id=NISX20230215_0002193975)
- 임수지. (2015). *관심사 이미지 기반 SNS의 사용 경험 요인이 연결망 동질성과 지속사용의도에 미치는 영향*. [석사학위논문, 연세대학교].
- 임제순, 이경준, & 조영석. (2010). 발생빈도를 고려한 연관성분석 연구. *한국데이터정보과학회지*, 21(6), 1061-1069.

- 임현숙. (2009). 불황기에 따른 패션트렌드에 관한 연구. *한국패션디자인학회지*, 9(4), 61-75.
- 장병창. (2020, June 02). *런던, 파리, 밀라노 패션위크, '디지털로 부활'*. apparelnews. Retrieved July 26, 2022, from [http://www.apparelnews.co.kr/news/news\\_view/?idx=183052&cat=CAT160](http://www.apparelnews.co.kr/news/news_view/?idx=183052&cat=CAT160)
- 장성환. (2010). 패션산업의 환경변화에 따른 패션 머천다이징의 새로운 패러다임. *한국의류학회지*, 34(1), 175-188.
- 장세윤. (2021). *딥러닝을 통한 하이엔드 패션 브랜드 감성 학습과 활용* [박사학위논문, 서울대학교].
- 장세윤, 김하연, 김송미, 최우진, 정진, & 이유리. (2022). 텍스트마이닝을 위한 패션 속성 분류체계 및 말뭉치 웹사전 구축. *한국의류학회지*, 46(6), 1142-1160. <https://doi.org/10.5850/JKSCT.2022.46.6.1142>
- 장세윤, 김하연, 이유리, 설진석, 김성재 & 이상구. (2022). 딥러닝을 통한 하이엔드 패션 브랜드 감성 학습. *한국의류학회지*, 46(1), 165-181. <https://doi.org/10.5850/JKSCT.2022.46.1.165>
- 장희령 [@hehehe0]. (2022, January 31). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 전혜정, & 하지수. (2007). 현대 패션디자인에 나타난 메가 트렌드의 영향에 관한 연구. *복식*, 57(4), 110-125.
- 정다운, 김성은, & 하지수. (2022). 국내 패션 시스템에서 패션 트렌드 정보 예측의 영향력. *한국의류학회지*, 46(6), 963-986. <https://doi.org/10.5850/JKSCT.2022.46.6.963>
- 정민아, & 간호섭. (2020). 오브제를 활용한 패션 하우스의 런웨이 디스플레이에 관한 연구. *패션비즈니스*, 24(2), 136-153. <https://doi.org/10.12940/jfb.2020.24.2.136>
- 정승아, & 최미영. (2011). SPA 매장의 VMD 가 제품평가 및 구매 선호도에 미치는 영향. *한국패션디자인학회지*, 11(2), 75-95.

- 정인희, & 이은영. (1999). 의복착용 동기와 유행현상의 상호작용에 관한 질적 연구. *한국의류학회지*, 23(1), 128-139.
- 정재민, 정병기, & 윤장혁. (2019). 온라인 제품리뷰 데이터를 활용한 제품 기획의 동적 모니터링. *대한산업공학회지*, 45(5), 387-401. <https://doi.org/10.7232/JKIIE.2019.45.5.387>
- 정주은. (2022). 언택트 (Untact) 문화의 확산에 따른 현대 패션의 변화. *한국패션디자인학회지*, 22(2), 35-49. <http://dx.doi.org/10.18652/2022.22.2.3>
- 정채원 [@wonlog]. (2022, November 20). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 제로스트리트 [Zerostreet]. (n.d.). *V neck tweed jacket & skirt*. Wconcept. Retrieved January 09, 2023, from <http://www.wconcept.co.kr/Product/301884932?>
- 조우인, & 서승희. (2014). 현대 디지털 패션쇼에 나타난 하이브리드 디지털 문화적 특성. *복식*, 64(6), 131-147. <https://doi.org/10.7233/jksc.2014.64.6.131>
- 조재영. (2013). '명확성의 원칙'에서 바라본 '방송광고심의에 관한 규정': 사후심의 결과에 대한 질적 내용분석. *한국광고홍보학보*, 15(1), 351-386.
- 차정원 [@kieunse]. (2022, December 14). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 차정원 [@ch\_ami]. (2023, February 07). *outfit of the day* [Photographs]. <http://www.instagram.com>
- 채진미, & 김은희. (2021). 머신 러닝을 활용한 의류제품의 판매량 예측 모델-아우터웨어 품목을 중심으로. *한국의류산업학회지*, 23(4), 480-490. <https://doi.org/10.5805/SFTI.2021.23.4.480>
- 최성호, 정정훈, & 정상원. (2016). 질적 내용 분석의 개념과 절차. *질적탐구*, 2(1), 127-155.
- 최영현, & 이규혜. (2020). 팬데믹 상황에서의 패션제품에 대한 소비자의

- 인식 변화 분석-코로나 19 확산의 영향. *복식문화연구*, 28(3).  
<http://doi.org/10.29049/rjcc.2020.28.3.285>
- 최재민. (2017). 베블런효과와 밴드왜건효과가 미용실 선택에 미치는 영향. *디지털융복합연구*, 15(10), 559-570.  
<https://doi.org/10.14400/JDC.2017.15.10.559>
- 최철환, 이인엽, & 김동규. (2021). COVID-19 대유행 시기의 여가스포츠 분석: 베블런효과와 밴드왜건효과를 중심으로. *한국스포츠학회지*, 19(4), 1-10. <https://doi.org/10.46669/kss.2021.19.4.001>
- 통계청. (2018). *2022년 12월 및 연간 온라인쇼핑동향*.  
[https://kostat.go.kr/boardDownload.es?bid=241&list\\_no=423189&seq=4](https://kostat.go.kr/boardDownload.es?bid=241&list_no=423189&seq=4)
- 프론트로우 [Frontrow]. (n.d.). *Handmade Duffle Coat\_2color*. Wconcept. Retrieved September 08, 2022, from <https://www.wconcept.co.kr/Product/301406575>
- 플레이스스튜디오 [Place studio]. (n.d.). *Vegan Crack Overfit Single Button Blazer [GREY]*. Musinsa. Retrieved September 01, 2022, from <https://www.musinsa.com/app/goods/2701795>
- 팀코믹스 [Timcomix]. (n.d.). *8 Ball varsity jackte black*. Musinsa. Retrieved February 20, 2023, from <https://www.musinsa.com/app/goods/2857983>
- 한기향. (2019). 패션 인플루언서의 특성이 구매의도에 미치는 영향. *한국 디지털콘텐츠학회 논문지*, 20(11), 2243-2254.  
<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2019.20.11.2243>
- 한상만, & 옥경영. (2012). SNS 에서의 소비자 정보 확산에 있어 사회적 전염과 랜덤효과에 관한 탐색적 연구. *소비자학연구*, 23(2), 419-440.
- 한왕모. (2017). 4 차 산업혁명에 대한 텍스타일 디자인의 대응 방안. *한국 디자인포럼*, 57, 125-138.
- 허준석, & 이은정. (2019). 빅데이터를 이용한 패션 브랜드 평가 변화 추이 분석-구찌 브랜드를 중심으로. *복식*, 69(6), 38-51.

<https://doi.org/10.7233/jksc.2019.69.6.038>

허희진, & 추호정. (2016). 외모단장 의례에 대한 탐색적 연구: 사적 자아에서 공적 자아로의 일상적 전환. *한국의류산업학회지*, 18(6).  
<https://doi.org/10.5805/SFTI.2016.18.6.812>

홍택은, 김정인, & 신주현. (2016). 인스타그램 이미지와 텍스트 분석을 통한 사용자 감정 분류. *스마트미디어저널*, 5(1), 1-8.

황재호, 박병진, & 공윤엽. (2022). 빅데이터를 활용한 ESG 의 키워드 연구. *기업경영연구*, 29(2), 111-136.  
<https://doi.org/10.21052/KCMR.2022.29.2.05>

황지영. (2020). 코로나가 촉발한 언택트 소비트렌드와 미래 전망. *Future Horizon*, 28-35.

## 부 록

【부록 01】 패션 인플루언서와 베스트아이템 월(month) 별 아우터 하위속성값의 출현 빈도

패션 인플루언서 9 인			베스트아이템		
8 월	빈도	%	8 월	빈도	%
싱글브레스티드재킷	5	38.5	싱글브레스티드코트	8	16.0
가디건	1	7.7	트위드재킷	8	16.0
더블브레스티드재킷	1	7.7	싱글브레스티드재킷	7	14.0
트위드재킷	1	7.7	후드집업	6	12.0
바시티재킷	1	7.7	퀵팅재킷	5	10.0
블루종	1	7.7	트렌치코트	5	10.0
기타	3	23.1	더플코트	1	2.0
			블루종	1	2.0
			기타	9	18.0
<b>총합</b>	<b>13</b>	<b>100.0</b>	<b>총합</b>	<b>50</b>	<b>100.0</b>
9 월	빈도	%	9 월	빈도	%
싱글브레스티드재킷	9	24.39	싱글브레스티드재킷	8	14.81
트위드재킷	7	17.07	가죽재킷	7	12.96
가디건	7	17.07	가디건	6	11.11
가죽재킷	4	9.756	트위드재킷	5	9.26
블루종	4	9.756	니트집업	4	7.41
바시티재킷	2	4.878	블루종	4	7.41
숏패딩	1	2.439	싱글브레스티드코트	4	7.41
기타	7	14.63	발마칸코트	2	3.70
			더플코트	1	1.85
			바시티재킷	1	1.85
			숏패딩	1	1.85
			기타	11	20.37
<b>총합</b>	<b>41</b>	<b>100</b>	<b>총합</b>	<b>54</b>	<b>100</b>
10 월	빈도	%	10 월	빈도	%
가디건	4	9.52	숏패딩	8	17.39
더플코트	4	9.52	발마칸코트	7	15.22
블루종	4	9.52	경량패딩	5	10.87
싱글브레스티드재킷	4	9.52	싱글브레스티드코트	5	10.87

발마칸코트	3	7.14	니트집업	3	6.52
숏패딩	3	7.14	블루중	2	4.35
트위드재킷	3	7.14	싱글브레스티드재킷	2	4.35
마시티재킷	2	4.76	퀵팅재킷	2	4.35
싱글브레스티드코트	2	4.76	트위드재킷	2	4.35
기타	13	30.95	기타	10	21.74
<b>총합</b>	<b>42</b>		<b>총합</b>	<b>46</b>	<b>100</b>
<b>11 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>	<b>11 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>
트위드재킷	9	16.07	숏패딩	12	22.22
발마칸코트	8	14.29	패딩	7	12.96
숏패딩	5	8.93	발마칸코트	6	11.11
가죽재킷	4	7.14	더플코트	5	9.26
시어링코트	4	7.14	롱패딩	5	9.26
싱글브레스티드재킷	4	7.14	싱글브레스티드코트	2	3.70
싱글브레스티드코트	3	5.36	시어링코트	3	5.56
블루중	3	5.36	무스탕	2	3.70
더플코트	1	1.79	기타	12	22.22
기타	15	26.79			
<b>총합</b>	<b>56</b>	<b>100</b>	<b>총합</b>	<b>54</b>	<b>100</b>
<b>12 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>	<b>12 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>
숏패딩	11	19.30	숏패딩	21	48.84
싱글브레스티드재킷	8	14.04	패딩	4	9.30
발마칸코트	6	10.53	더플코트	3	6.98
싱글브레스티드코트	5	8.77	시어링코트	3	6.98
퍼재킷	4	7.02	블루중	2	4.65
시어링코트	3	5.26	퀵팅재킷	2	4.65
니트집업	3	5.26	발마칸코트	1	2.33
트위드재킷	2	3.51	기타	7	16.28
더플코트	1	1.75			
기타	14	22.81			
<b>총합</b>	<b>57</b>	<b>100</b>	<b>총합</b>	<b>43</b>	<b>100</b>
<b>1 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>	<b>1 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>
숏패딩	8	23.53	숏패딩	6	16.67
싱글브레스티드재킷	5	14.71	가디건	5	13.89
가디건	3	8.82	트위드재킷	5	13.89
블루중	3	8.82	발마칸코트	4	11.11
시어링코트	2	5.88	싱글브레스티드재킷	3	8.33
무스탕	2	5.88	무스탕	2	5.56

바시티재킷	1	2.94	바시티재킷	2	5.56
트위드재킷	1	2.94	싱글브레스티드코트	2	5.56
기타	9	26.47	기타	7	19.44
<b>총합</b>	<b>34</b>	<b>100</b>	<b>총합</b>	<b>36</b>	<b>100</b>
<b>2 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>	<b>2 월</b>	<b>빈도</b>	<b>%</b>
블루종	8	18.60	트위드재킷	7	20.59
싱글브레스티드재킷	7	16.28	싱글브레스티드재킷	6	17.65
가디건	5	11.63	블루종	5	14.71
가죽재킷	4	9.30	바시티재킷	4	11.76
바시티재킷	2	4.65	가죽재킷	3	8.82
더플코트	1	2.33	레이싱재킷	2	5.88
숏패딩	1	2.33	후드집업	2	5.88
트위드재킷	1	2.33	기타	5	14.71
기타	14	32.56			
<b>총합</b>	<b>43</b>	<b>100</b>	<b>총합</b>	<b>34</b>	<b>100</b>



# Abstract

## Diffusion and Utilization of Trend Information through Fashion Image Data Mining

Woojin Choi

Department of Fashion and Textiles

The Graduate School

Seoul National University

The 'big four' fashion weeks are significant events that take place approximately six months ahead of the actual selling season. Runway fashion shows serve as essential sources of fashion trend information in the product planning process for fashion brands. Until the early 2010s, directly participating in the four major fashion weeks and large-scale international exhibitions was the fastest way to access the latest fashion trends. However, with the development of internet technology and the ubiquity of social media, anyone can now access real-time fashion information online. Previously limited to a selected audience, runway shows have become accessible to everyone through social media live streaming. Furthermore, online platforms offer various sources of fashion information, with such information being produced and disseminated through different channels. In particular, new sources of information, such as fashion influencers, have emerged. These influencers play a crucial role in the dissemination of information as opinion leaders on social media platforms like Instagram. With the changing landscape of information dissemination, there have likely been transformations in the diffusion of

fashion trend information as well.

On the other hand, social contagion of information refers to the phenomenon where information rapidly spreads on a large scale through social networks. For successful information diffusion, the interactions among members in the social network and the frequency of exposure to information by individuals are crucial. Additionally, in the context of social networks, the role of initial information adopters is highly significant for the successful diffusion of information. Given the changing ways information spreads, this study focuses on the shifts in the distribution and utilization of fashion trend information.

This study investigated the diffusion and utilization of fashion trend information by analyzing the relationships between runway collections, fashion influencer outfits, and best-selling items on an online fashion platform that reflects popular fashion trends. First, Study 1 quantitatively investigated the spread of fashion trend information based on image data. To achieve this, images from the 2022 F/W runway collections, fashion influencer outfits, and online fashion platform's best-selling items, were collected. Then, the unstructured image data was then transformed into structured metadata for use in the study.

In Study 1, the frequency of item values presents in the 2022 F/W runway data, fashion influencer outfits, and online fashion platform's best items were derived. The results showed significant differences in the proportions of item values appearing in the runway data, fashion influencer outfits, and best-selling items data. To further explore these differences, Mean Absolute Error (MAE) values were calculated based on the frequency of item attribute values appearing in each dataset to assess their similarity. The analysis revealed that the item values in the best item data exhibited greater similarity to the influencer outfits than to the runway collections.

Second, an association rule analysis was conducted on the silhouette values present in the runway collections, fashion influencer outfits, and best items data to explore whether there were any relations among the silhouette attribute across the three datasets. The results revealed the emergence of five common association rules in the runway

collections, fashion influencer outfits, and best-selling items data. This indicates a similarity in the silhouette attribute among the three datasets. On the other hand, when analyzing the association rules for the detail values, no common association rules were found among the runway collections, fashion influencer outfits, and best-selling items data.

In the final analysis in the study 1, the influence of fashion influencers on the formation of dominant fashion trends was examined. The results show that emerging items such as blouson, varsity jackets, and duffle coats were influenced by fashion influencers. Particularly in the context of men's wear collections, where varsity jackets and duffle coats stood out as prominent trend items. This finding highlights the impact of fashion influencers in reshaping and interpreting trends that originate from runway collections, influencing the formation of popular fashion trends.

In Study 2, to explore the utilization of fashion trend information, in-depth interviews were conducted with fashion merchandisers with more than 5 years of experience in the industry. The results of Study 2 revealed that the fashion trend information influencing fashion product planning was not independent but interconnected. First, silhouette trends observed throughout the runway collections were not limited to specific item types but rather extended across various product categories in Korean fashion brands. Additionally, when fashion brands launch new seasonal products, not all major trends seen on the runway are incorporated; instead, selective adoption of trends occurs during the outfit planning process, sometimes leading to product designs diverging from the trends presented in the runway collections. Furthermore, fashion influencers were seen as intermediaries in spreading fashion trends to mainstream consumers and encouraging purchases, rather than merely providing new fashion trend information. Influencers played a vital role in introducing and promoting products to the mass consumers, particularly for challenging or innovative items that general consumers might not readily attempt. They were instrumental in bridging the gap between fashion trends and their acceptance by the wider public.

In conclusion, the study confirmed that the social contagion theory can apply to the

diffusion of fashion trends among the public. It was evident that some item trends were driven and shaped by the mainstream consumers in leading trends. In the context of social contagion theory, the frequency of exposure to information influences successful information diffusion. Considering the significant role of online fashion platform's best-selling items as a crucial source of fashion trend information for consumers, their high occurrence in best-selling items may have played a pivotal role in leading popular fashion trends. Simultaneously, this study also revealed the influence of fashion influencers in the process of fashion trends spreading among the masses. The diffusion of emerging items seen in the 2022 F/W season through fashion influencers to mainstream consumers aligns with the concept of the importance of early information adopters in social contagion theory. Overall, the findings demonstrate the relevance of the social contagion theory in explaining the diffusion and acceptance of fashion trends, with both online fashion platforms and fashion influencers significantly impacting the process.

Furthermore, this study highlighted the importance of selective utilization of fashion trend information. Not all trend information from runway collections was equally crucial, but aspects related to garment silhouettes and overall shapes remained significant. This finding implies that when fashion brands engage in product planning, they should discriminate in their use of trend information. While fashion design trends and items from high-end brands' runway collections are selectively reflected in fashion influencers and mainstream fashion, certain fashion items and design attributes trigger significant waves within the mainstream consumer group, leading to relatively prolonged trend sustainability. Therefore, when interpreting fashion influencers and best items based on fashion trends seen in high-end brands' runway collections, particular attention should be paid to items and design attributes that have the potential to create lasting impact within the mainstream consumer market.

As the postmodern era unfolds, various trends coexist, making macro-level analysis of fashion trend diffusion a rare endeavor. Hence, this study holds academic significance as it reevaluates research on fashion trend diffusion in modern society from a macro

perspective. Additionally, it stands out from previous studies by not solely focusing on expert and fashion leader groups but encompassing research on mainstream fashion trends as well. The success of the fashion industry depends on selling fashion products adopted by the majority of people during a specific period. Therefore, examining best item data that reflects the actual purchasing behavior of mainstream consumers can provide practical insights for industry practitioners to utilize fashion trend information effectively. This study fills a gap in the literature and offers valuable insights into the diffusion of fashion trends in contemporary society. By examining both high-end fashion trends and those embraced by the mainstream consumers, it provides a comprehensive understanding of the fashion trend dissemination process. Such insights can equip industry professionals with practical strategies to stay competitive and successful in the fast-paced and diverse world of fashion.

**Keywords:** Fashion image data mining, datamining, fashion trend, trend information, diffusion of information, social contagion theory, diffusion of fashion trends

***Student Number:*** 2020-36793

## 심의결과 통보서

### 수신

연구책임자	이름: 최우진	소속: 생활과학대학 의류학과	직위: 박사과정
지원기관	해당없음		

### 과제정보

승인번호	IRB No. 2305/003-012		
연구과제명	정보 확산 방식의 변화에 따른 확산 트렌드 확산과 수용		
연구종류	학위 논문 연구, 연담(FGI 포함)		
심의종류	재심의		
심의일자	2023-05-19		
심의대상	설명문 및 동의서 또는 서면동의 면제사유서, 연구결과관리양식, 재심의 답변서, 생명윤리준수서약서, 모집문건, 설문지(연담질문지), 연구책임자 경력사항		
심의결과	승인		
승인일자	2023-05-19	승인유효기간	2024-05-18
평가보고주기	12개월		
심의의견	1. 심의결과 제출하신 연구계획에 대해 승인합니다. 2. 연구자께서는 승인된 문서를 사용하여 연구를 진행하시기 바라며, 만일 연구진행 과정에서 계획상에 변경사항(연구자 변경, 연구내용 변경 등)이 발생할 경우 본 위원회에 변경신청을 하여 승인 받은 후 연구를 진행하여 주십시오. 3. 유효기간 내 연구가 끝났을 경우 종료 보고서를 제출하여야 하며, 승인유효기간 이후에도 연구를 계속하고자 할 경우, 2024-04-18까지 지속심의를 별도로 하여 주십시오.		
검토의견	계획서 검토의견		
	동의서 검토의견		
	기타 검토의견		

2023년 05월 19일

서울대학교 생명윤리위원회 위원장



본 위원회가 승인한 연구를 수행하는 연구자들은 다음의 사항을 준수해야 합니다.

- 반드시 계획서에 따라 연구를 수행해야 합니다.
- 위원회의 승인을 받은 연구참여자가 동의서를 사용해야 합니다.
- 모국어가 한국어가 아닌 연구참여자에게는 승인된 동의서를 연구참여자의 모국어로 번역하여 사용해야 하며 번역본은 인증 및 위원회의 승인을 거쳐야 합니다.
- 연구참여자가 보호를 위해 불가피한 경우를 제외하고는 연구 진행중의 변경에 대해서는 위원회의 사전 승인을 받아야 합니다. 연구참여자의 보호를 위해 취해진 응급상황에서의 변경에 대해서는 즉각 위원회에 보고해야 합니다.
- 위원회에서 승인 받은 계획서에 따라 등록된 연구참여자의 사망, 임원, 심각한 질병에 대하여는 위원회에 서면으로 보고해야 합니다.
- 임상시험 또는 연구참여자의 안전에 대해 유해한 영향을 미칠 수 있는 새로운 정보는 즉각 위원회에 보고해야 합니다.
- 위원회의 요구가 있을 때에는 연구의 진행과 관련된 사항에 관하여 위원회에 보고해야 합니다.
- 연구참여자가 모집광고는 사용 전에 위원회로부터 승인을 받아야 합니다.
- 강제 혹은 부당한 영향력이 없는 상태에서 충분한 설명에 근거하여 연구참여자로부터 동의를 받아야 하며, 잠재적인 연구참여자에 대해서 연구 참여 여부를 숙려할 수 있도록 충분한 기회를 제공해야 합니다.