

정책자료 | 25-09

정형/비정형데이터 기반 반도체 시장 이슈 분석 및 예측모형 개발 연구

장재영/김민식/김정언/정현준/민대홍

2025. 12



정책자료 | 25-09

정형/비정형데이터 기반 반도체 시장 이슈 분석 및 예측모형 개발 연구

장재영/김민식/김정언/정현준/민대홍

2025. 12

서 언

우리나라 반도체 산업은 수출과 산업 경쟁력의 핵심 축으로서 국가 경제 성장을 견인해 왔습니다. 특히 메모리 반도체를 중심으로 글로벌 시장에서 경쟁력을 확보하며 양적 성장을 이루어 왔으나, 최근에는 인공지능(AI) 대전환, 글로벌 공급망 블록화, 미·중 기술패권 경쟁, 지정학적 갈등 등의 구조적 변화로 반도체 시장을 둘러싼 불확실성이 과거와는 다른 양상으로 증대되고 있습니다.

또한 AI 데이터센터 확산과 고성능 컴퓨팅 수요 증가는 반도체 시장의 새로운 성장 동력으로 작용하는 한편, 특정 품목과 기술에 대한 수요 집중, 가격 변동성 확대, 공급망 병목 등 새로운 위험 요인을 동반하고 있습니다. 이에 따라 시의성 있는 정책과 산업 전략 수립을 위해 반도체 시장의 최근 급변하고 있는 특성을 잘 반영할 수 있는 분석 체계가 필요성이 대두되고 있습니다.

AI 대전환이 가속화되는 환경에서 반도체 시장의 변화는 수출, 설비투자, 산업 생태계 전반에 광범위한 파급효과를 미칩니다. 이에 따라 시장 국면 변화와 잠재적 리스크를 조기에 포착할 수 있는 데이터 기반 분석의 중요성이 더욱 커지고 있습니다. 특히 정책 변화, 기술 규제, 기업 전략, 지정학적 이슈 등은 정형 통계로 관측되기 이전에 뉴스와 정책 문서 등 비정형 정보의 형태로 먼저 나타나는 경우가 많아, 이를 체계적으로 분석하고 계량화할 필요성이 확대되고 있습니다.

본 연구는 이러한 문제의식에 기반하여 정형 데이터와 비정형 데이터를 결합한 분석을 통해 반도체 시장의 변동성과 불확실성을 종합적으로 진단하고, 이를 반영한 예측모형을 구축하였습니다. 구체적으로 비정형 데이터 분석을 통해 반도체 시장의 주요 이슈를 식별하고 이를 계량화한 시장위험지수를 개발하여, 반도체 수출 전망 모형에 결합함으로써 단기 변동성과 중장기 구조 변화를 함께 고려할 수 있는 분석 틀을 제시하였습니다.

본 연구는 정보통신정책연구원(KISDI) 내부 연구진을 중심으로 학계, 산업계,

외부 전문가들과의 협력을 통해 수행되었습니다. 연구 수행 과정에서 전문적인 자문과 협조를 제공해 주신 모든 분들께 깊은 감사의 말씀을 드립니다.

본 연구에서 제시한 정형·비정형 데이터 기반 분석과 반도체 시장 예측 체계가 급변하는 글로벌 반도체 시장 환경 속에서 정책 입안자와 산업 주체의 합리적이고 선제적인 의사결정을 지원하는 데 기여하기를 기대합니다. 나아가 본 연구가 반도체 산업의 지속가능한 성장과 안정적인 산업 생태계 구축을 위한 정책 논의에 의미 있는 시사점을 제공하기를 바랍니다.

2025년 12월
정보통신정책연구원
원장 이 상 규

목 차

서 언	1
요약문	15
제 1 장 서 론	19
제 1 절 연구의 배경 및 필요성	19
제 2 절 1980년~2010년 반도체 시장 주요 트렌드	21
1. 개요	21
2. 1980년대 반도체 현황 및 추세	23
3. 1990년대 반도체 현황 및 추세	26
4. 2000년대 반도체 현황 및 추세	30
5. 2010년대 반도체 현황 및 추세	32
제 3 절 반도체 분야 중장기 전망 이슈 분석	34
1. AI 반도체 혁신 및 수요 증가	34
2. AI 반도체 지원 기술 경쟁	43
제 2 장 반도체 수출 전망 모형	57
제 1 절 데이터 변수 및 설명	57
제 2 절 전통적 계량경제 모형을 통한 반도체 수출 전망	62
1. 분석방법론	62
2. 데이터 처리 및 모형 성능 진단	66
3. 소결 및 시사점	75

제3 절 머신러닝을 이용한 반도체 수출 전망	79
1. 분석방법론	79
2. 데이터 처리 및 모형 성능 진단	84
3. 결과	89
4. 시사점	91
제4 절 소 결	93
제3 장 반도체 분야 공급망 네트워크 구축	95
제1 절 반도체 시장 거래 관계 DB 구축	95
1. 개 요	95
2. 거래 관계 행렬 구축	102
제2 절 비정형 데이터 기반 반도체 DB 구축	129
1. 데이터 수집 및 가공	129
2. 토픽 분류	131
3. 주요 이슈 변화 네트워크 현행화	143
제3 절 결론 및 향후 계획	145
제4 장 반도체 분야 시장 위험지수 개발	148
제1 절 서 론	148
1. 연구 배경 및 필요성	148
2. 연구 내용 및 기대효과	150
제2 절 선행 연구 조사	153
제3 절 시장위험지수 산출 방법론	160
1. 지수 산출 개요 및 설계 흐름	160
2. 지수 작성 방법	162
3. 지수 규격화 방법	168

4. 지수 신뢰성 및 강건성 검증	172
제4 절 ICT 반도체 분야 시장위험지수 결과	176
1. 개 요	176
2. 데이터	179
3. 종합 시장위험지수 결과	205
4. 요인별 시장위험지수	210
5. 산업 내 영향력에 따른 시장위험지수	219
6. 기업 기사량에 따른 시장위험지수	224
제5 절 반도체 분야 산업별 시장위험지수 결과	229
1. 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업 산업	229
2. 도매 및 상품 중개업 산업 시장위험지수	242
3. 기타 기계 및 장비 제조업 산업	244
4. 화학 물질 및 화학제품 제조업 산업	246
5. 소매업(자동차 제외) 산업	248
제6 절 결론 및 제언	250
1. 결 론	250
2. 지수 운영 및 활용 가이드라인	251
3. 제도화 방안 및 정책 연계 전략	254
참고문헌	256
[부록 1] 중심기업별 주요 이슈 변화 네트워크 현행화	261
[부록 2] 뉴스 기사 수집 키워드: 반도체 관련 키워드(80개), 기업 키워드 목록(295개)	291

[부록 3] 불용어 사전 종류: 불완전 용어(93개), 불필요 용어(162개),
언론사 관련 용어(96개), 시간 관련 용어(100개), 그 외 특수문자
및 기업 관련 용어(63개) 293

[부록 4] 뉴스 언론사 목록(151개) 295

[부록 5] 위험요인별 어휘사전 296

Abstract 299

표 목 차

〈표 1-1〉	선진국 반도체 기업과 삼성의 반도체 개발 시간 차이	25
〈표 1-2〉	글로벌 반도체 산업의 매출 10위권 기업 순위 변화	31
〈표 1-3〉	AI 반도체 혁신 구분 및 주요 기업 현황	39
〈표 1-4〉	중국 AI 반도체 기업 현황(데이터센터)	41
〈표 1-5〉	중국 AI 반도체 기업 현황(온디바이스)	42
〈표 1-6〉	메모리 산업의 변화	45
〈표 1-7〉	HBM 구성 요소/기술	47
〈표 1-8〉	HBM 세대별 규격	48
〈표 2-1〉	모형별 예측 변수별 성능 분석 결과	78
〈표 3-1〉	기업 수 기준 상위 10개의 소분류 현황	98
〈표 3-2〉	수급 대상 목록	99
〈표 3-3〉	거래 데이터 수급 항목	99
〈표 3-4〉	개별 기업 중 수급된 기업 목록	101
〈표 3-5〉	기타 분류 항목별 수	101
〈표 3-6〉	거래 데이터 기업 수	102
〈표 3-7〉	수급 기준별 2024년 매출액 Top 5 기업 리스트	103
〈표 3-8〉	‘한글주요제품’ 예시	104
〈표 3-9〉	반도체 연관성 등급표	105
〈표 3-10〉	반도체 연관성 등급 분류 예시	106
〈표 3-11〉	반도체 연관성 등급별 키워드 목록	107
〈표 3-12〉	규모 지표 비교 결과	111
〈표 3-13〉	유사도 지표 비교 결과	112

〈표 3-14〉 구조 지표 비교 결과	113
〈표 3-15〉 중분류 및 매출 기준 연도별 상위 거래 산업(Top 5)	116
〈표 3-16〉 중분류 및 매입 기준 연도별 상위 거래 산업(Top 5)	117
〈표 3-17〉 중분류 기준 연도별 거래 산업 수(매출: 판매 산업 기준 / 매입: 구입 산업 기준)	118
〈표 3-18〉 비정형 데이터 수집 범위	129
〈표 3-19〉 1·2차 년연도 토픽 재분류 결과 표	141
〈표 3-20〉 3차 년연도 토픽 재분류 결과 표	142
〈표 3-21〉 전체 문서의 토픽별 분포	142
〈표 3-22〉 삼성전자 토픽 1번의 변화된 노드 리스트	144
〈표 4-1〉 국내외 정형/비정형 데이터 기반 지수 관련 선행 연구 요약(1): 텍스트 기반 경제심리지수 및 리스크 지표 개발 연구	157
〈표 4-2〉 국내외 정형/비정형 데이터 기반 지수 관련 선행 연구 요약(2): 정책·지정학·외부충격 관련 불확실성 지수 연구	158
〈표 4-3〉 국내외 정형/비정형 데이터 기반 지수 관련 선행 연구 요약(3): 실물·산업·금융위험 지수 및 예측모형 연구	159
〈표 4-4〉 지수 작성 방법의 알고리즘 요약	164
〈표 4-5〉 데이터 형식 예시	180
〈표 4-6〉 주요 실적·전망 주요 단어의 월별 기사 제목 빈도 (상위 3개월)	186
〈표 4-7〉 월별 CES 관련 기사 개수	187
〈표 4-8〉 연도별 1/4분기 대비 분기별 기사 개수 증감*	190
〈표 4-9〉 기사 카테고리별 개수 및 비율*	193
〈표 4-10〉 연도별 상위 5개 기사 카테고리의 비율 및 기사 개수	195
〈표 4-11〉 상위 20개 언론사별 기사 개수(굵은 글씨: 경제지)	196
〈표 4-12〉 경제지와 비경제지의 카테고리별 기사 개수 및 비율	197

〈표 4-13〉 연도별 언론사 개수 및 평균 기사 개수, 상위 5개 언론사 (기사 개수 순, 굵은 글씨: 경제지)	199
〈표 4-14〉 연도별 상위 5개 산업 카테고리의 비율 및 기사 개수	202
〈표 4-15〉 반도체 시장 위험요인 및 주요 키워드	203
〈표 4-16〉 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업 산업에 해당하는 기업	230
〈표 4-17〉 도매 및 상품 중개업 산업에 해당하는 기업	242
〈표 4-18〉 기타 기계 및 장비 제조업 산업에 해당하는 기업	245
〈표 4-19〉 화학 물질 및 화학제품 제조업 산업에 해당하는 기업	246
〈표 4-20〉 소매업(자동차 제외)에 해당하는 기업	248

그 림 목 차

[그림 1 - 1] 반도체 시장의 주요 트렌드 및 2030년까지 변화 전망	21
[그림 1 - 2] 64K DRAM 개발 성공 광고	24
[그림 1 - 3] 삼성전자가 개발한 64K DRAM	25
[그림 1 - 4] 1992년 세계 최초로 개발된 삼성전자 64M DRAM	26
[그림 1 - 5] 1994년 세계 최초로 개발된 삼성전자 256M DRAM	28
[그림 1 - 6] 1996년 세계 최초로 개발된 삼성전자 1G DRAM	28
[그림 1 - 7] 1999년 10월 현대전자와 현대반도체 통합법인 출범	29
[그림 1 - 8] 글로벌 DRAM 반도체 생산업체 수의 변화	32
[그림 1 - 9] Nvidia가 제시한 인공지능 발전단계	35
[그림 1 - 10] AI 반도체 시장 현황과 전망(2024~2029)	36
[그림 1 - 11] The scaling of the bandwidth of different generations of interconnections and memory, as well as the Peak FLOPS	44
[그림 1 - 12] HBM 구조도	47
[그림 1 - 13] HBM4 구조 변화	49
[그림 1 - 14] HBF의 이해	51
[그림 1 - 15] 메모리 중심 컴퓨팅의 이해	54
[그림 1 - 16] CXL 개발 현황	55
[그림 1 - 17] 삼성전자 CXL version	56
[그림 2 - 1] SARIMAX 잔차 분석	67
[그림 2 - 2] 전망 예시(DRAM 수출)	68
[그림 2 - 3] VAR의 충격 반응 함수(Impulse Response)	70

[그림 2-4]	Holt-Winters 성분 분해	72
[그림 2-5]	전망 모형 예시(DRAM)	74
[그림 2-6]	멀티-호라이즌 예측 방식	80
[그림 2-7]	모형 학습곡선	85
[그림 2-8]	예측 정확도 산점도	86
[그림 2-9]	변수 중요도	87
[그림 2-10]	과거 데이터 검증(예: DRAM 수출액)	88
[그림 2-11]	주요 반도체 품목 수출액 전망	89
[그림 3-1]	2차 년연도 삼성전자 관계망	96
[그림 3-2]	반도체 연관성 분류 결과	106
[그림 3-3]	반도체 연관성 등급별 평균 비율	108
[그림 3-4]	소분류 산업별 반도체 관련 기업 비중	114
[그림 3-5]	거래 관계 행렬 예시	115
[그림 3-6]	연도별 '도매 및 상품 중개업'(A)의 거래 흐름	119
[그림 3-7]	연도별 '기타 기계 및 장비 제조업'(B)의 거래 흐름	120
[그림 3-8]	연도별 '전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업'(C)의 거래 흐름	122
[그림 3-9]	2016년 산업 중분류 매출 기준 거래 관계 네트워크	123
[그림 3-10]	2020년 산업 중분류 매출 기준 거래 관계 네트워크	124
[그림 3-11]	2024년 산업 중분류 매출 기준 거래 관계 네트워크	125
[그림 3-12]	2016년 산업 중분류 매입 기준 거래 관계 네트워크	126
[그림 3-13]	2020년 산업 중분류 매입 기준 거래 관계 네트워크	127
[그림 3-14]	2024년 산업 중분류 매입 기준 거래 관계 네트워크	128
[그림 3-15]	연도별 데이터 수집 건수	130
[그림 3-16]	비정형 데이터 전처리 및 가공 프로세스	131
[그림 3-17]	토픽 확률별 문서 수 분포	132

[그림 3-18] 토픽별 확률-문서 수 분포	133
[그림 3-19] 토픽 9번 확률-문서 수 분포(최댓값 제외)	134
[그림 3-20] 특정 문서의 토픽에 속할 확률 분포	135
[그림 3-21] 토픽별 빈도-순위 그래프	136
[그림 3-22] 결합 가중치 beta별 정확도 그래프	139
[그림 3-23] 기준 데이터 상위 단어 수 N별 정확도 그래프	140
[그림 3-24] 중심기업별 주요 이슈 변화 네트워크 구축 프로세스	143
[그림 3-25] 삼성전자 토픽 1번의 변화 네트워크	144
[그림 4-1] 반도체 시장위험지수 산출 및 고도화 과정	160
[그림 4-2] 지수 작성 방법의 기존 방식과 수정된 방식의 요약	163
[그림 4-3] 규격화된 로그정규 분포	170
[그림 4-4] 반도체 산업 최종종합시장위험지수와 부트스트랩 기반 95% 신뢰구간	173
[그림 4-5] 반도체 요인별·산업 내 영향력별·기사량 기준에 따른 기사 분류 체계	177
[그림 4-6] 반도체 산업별 기사 분류 체계	179
[그림 4-7] 반도체 기업 키워드에 따른 카테고리 분류 예시	182
[그림 4-8] 반도체 기사 수집 예시	184
[그림 4-9] 월별 반도체 기사 개수*	185
[그림 4-10] 연도-월별 반도체 기사 개수*	185
[그림 4-11] 분기별 반도체 기사 개수*	188
[그림 4-12] 연도 및 분기별 반도체 기사 개수*	189
[그림 4-13] 연도별 반도체 기사 개수*	191
[그림 4-14] 반도체 기사 시계열 분해	192
[그림 4-15] 산업 카테고리별 기사 분포 비율	200
[그림 4-16] 단순 평균 방식의 최종 종합 시장위험지수 그래프	205

[그림 4-17] 비례 배분 방식의 최종 종합 시장위험지수 그래프	206
[그림 4-18] 제곱근 비례 배분 방식의 최종 종합 시장위험지수 그래프	207
[그림 4-19] 정책 요인 시장위험지수 그래프	210
[그림 4-20] 외교 요인 시장위험지수 그래프	212
[그림 4-21] 반도체 시장 요인 시장위험지수 그래프	214
[그림 4-22] 거시경제 요인 시장위험지수 그래프	216
[그림 4-23] 외부충격 요인 시장위험지수 그래프	218
[그림 4-24] 산업 내 영향력 상위 5대 기업의 시장위험지수 그래프	221
[그림 4-25] 산업 내 영향력 상위 5대 외 기업의 시장위험지수 그래프	223
[그림 4-26] 기사 수 상위 5대 기업의 시장위험지수 그래프	225
[그림 4-27] 기사 수 상위 5대 외 기업의 시장위험지수 그래프	227
[그림 4-28] 산업 중분류: 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업의 시장위험지수 그래프	231
[그림 4-29] 산업 소분류: 반도체 제조업의 시장위험지수 그래프	233
[그림 4-30] 산업 세분류: 다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업의 시장위험지수 그래프	234
[그림 4-31] 산업 세분류: 전자집적회로 제조업의 시장위험지수 그래프	235
[그림 4-32] 산업 소분류: 컴퓨터 및 주변 장치 제조업의 시장위험지수 그래프	236
[그림 4-33] 산업 세분류: 기억 장치 및 주변 기기 제조업의 시장위험지수 그래프	238
[그림 4-34] 산업 세분류: 컴퓨터 제조업의 시장위험지수 그래프	239
[그림 4-35] 산업 소분류: 통신 및 방송장비 제조업의 시장위험지수 그래프	240
[그림 4-36] 산업 소분류: 영상 및 음향 기기 제조업의 시장위험지수 그래프	241

[그림 4-37] 산업 중분류: 도매 및 상품 중개업의 시장위험지수 그래프 ... 243

[그림 4-38] 산업 중분류: 기타 기계 및 장비 제조업의 시장위험지수
그래프 244

[그림 4-39] 산업 중분류: 화학 물질 및 화학제품 제조업의 시장위험지수
그래프 246

[그림 4-40] 산업 중분류: 소매업(자동차 제외)의 시장위험지수 그래프 248

요 약 문

1. 제 목

정형/비정형데이터 기반 반도체 시장 이슈 분석 및 예측모형 개발

2. 연구 목적 및 필요성

최근 AI 대전환이 본격화되면서 데이터센터, 고성능 컴퓨팅, AI 서비스 확산을 중심으로 글로벌 반도체 수요 구조가 빠르게 변화하고 있다. 이러한 변화는 기존의 반도체 사이클과는 다른 양상을 보이며, 특정 품목과 용도 중심의 수요 집중, 기술 세대 전환 가속화 등 구조적 변화를 동반하고 있다. 반도체 산업은 우리나라 수출과 산업 경쟁력의 핵심 축을 이루는 전략 산업으로, 이러한 환경 변화에 대한 정확한 인식과 선제적 대응은 국가 경제 전반에 중요한 의미를 갖는다.

그동안 반도체 시장 분석과 전망은 과거 수출 실적과 거시경제 지표를 활용한 전통적 시계열 분석에 주로 의존해 왔다. 그러나 최근과 같이 시장 변동성이 확대되고 구조적 전환 가능성이 높아진 환경에서는 과거 패턴에 기반한 단순 예측만으로는 정책 대응과 산업 전략 수립에 필요한 정보를 충분히 제공하기 어렵다. 특히 수출 전망의 불확실성은 설비투자, 생산 조정, 공급망 관리 등 실물 의사결정 전반에 영향을 미치므로, 보다 정교하고 유연한 예측 체계의 필요성이 제기된다.

이에 본 연구는 반도체 시장을 둘러싼 변화와 불확실성에 대응하기 위해, 정형 데이터와 비정형 데이터를 결합한 데이터 기반 분석 및 예측 체계를 구축하는 것을 주요 목적으로 한다. 특히 반도체 수출과 시장 흐름을 중심으로 단기 변동성과 중장기 구조 변화를 동시에 반영할 수 있는 예측모형을 개발함으로써, 정책 입안

자와 시장 참여자에게 시의성 있는 분석 정보를 제공하고자 한다. 이러한 접근은 전통적 전망 방식의 한계를 보완하고, 반도체 산업에 대한 보다 전략적인 정책 대응을 가능하게 할 것으로 기대된다.

3. 연구의 구성 및 범위

우선 기존 정형 데이터 중심 분석의 한계를 보완하기 위해, 반도체 시장의 위험요인을 계량적으로 조기에 포착할 수 있는 시장위험지수를 구축하였다. 이를 통해 시장 국면 변화와 잠재적 리스크를 사전에 인식할 수 있는 데이터 기반을 마련하고, 해당 지수를 반도체 수출 전망 모형의 핵심 설명 변수로 활용하였다. 시장위험지수는 단독 지표로서도 의미를 지니지만, 전망 모형 내 중요 설명변수로 포함됨으로써 시장 불확실성과 수출 흐름 간의 맥락을 보다 정교하게 반영할 수 있도록 설계되었다. 이 과정에서 전통적 시계열 방법론의 한계를 보완하기 위해 머신러닝 기반 예측 기법을 도입하였으며, 위험지수를 주요 변수로 결합함으로써 시의성과 구조적 변화를 함께 고려한 전망이 가능하도록 하였다. 본 연구는 이러한 분석 결과를 종합하여 반도체 시장의 단기적 변동과 중장기적 구조 변화를 동시에 포괄하는 분석 틀을 제시하는 데 목적을 둔다.

아울러 반도체 산업의 구조적 특성을 반영하기 위해 산업 간·기업 간 거래 관계를 기반으로 한 공급망 네트워크를 구축하고, 반도체 시장에서 발생한 주요 이슈가 산업 전반으로 확산되는 경로를 분석하였다. 또한 뉴스, 정책 문서, 산업 리포트 등 비정형 데이터를 활용하여 반도체 관련 주요 이슈를 체계적으로 분류하고, 이를 시장 환경 변화와 연계하여 분석함으로써 정형 데이터 분석에서 포착하기 어려운 시장의 맥락적 변화를 함께 살펴보았다.

4. 연구 내용 및 결과

본 연구는 정형 데이터와 비정형 데이터를 결합하여 반도체 시장의 변동성과 불확실성을 분석하고, 이를 반영한 예측모형을 구축하는 데 초점을 두었다. 먼저 반도체 품목별 수출액, 가격, 물량 등 정형 데이터를 기반으로 다차원 시계열 데이터베이스를 구축하고, 전통적 시계열 모형과 머신러닝 기반 예측모형을 적용하여 반도체 수출 전망을 수행하였다. 이와 함께 비정형 데이터를 수집·분석하여 반도체 시장과 관련된 주요 이슈를 체계적으로 분류하였다.

분석 결과, 비정형 데이터를 기반으로 구축한 시장위험지수는 반도체 시장의 국면 전환과 변동성 확대 시점을 비교적 선형적으로 반영하는 특성을 보였다. 해당 지수는 단순한 수출 변동이나 가격 변화만으로는 포착하기 어려운 정책·외교·산업 이슈의 영향을 계량적으로 나타내는 데 유용한 지표로 확인되었다. 특히 시장위험지수를 수출 전망 모형의 설명변수로 포함한 경우, 기존 정형 데이터만을 활용한 모형에 비해 예측의 안정성과 시의성이 개선되는 경향을 보였다.

또한 머신러닝 기반 예측모형은 전통적 시계열 모형에 비해 반도체 수요 구조 변화가 반영되는 국면에서 상대적으로 높은 예측 성능을 나타냈다. 전통적 모형은 과거 패턴을 중심으로 예측을 수행함에 따라 급격한 시장 변화 국면을 과소 반영하는 경향을 보인 반면, 머신러닝 모형은 시장위험지수와 다차원 설명변수 간의 비선형적 관계를 학습함으로써 변곡점 인식 측면에서 상대적으로 우수한 결과를 보였다.

한편, 공급망 네트워크 분석 결과 반도체 산업은 특정 품목과 핵심 기업을 중심으로 높은 집중도를 보이며, 이들 노드를 통해 시장 충격이 연관 산업 전반으로 확산되는 구조적 특성을 지니는 것으로 나타났다. 이는 반도체 시장의 변동성이 개별 기업 차원을 넘어 산업 생태계 전반의 리스크로 전이될 수 있음을 시사한다. 아울러 비정형 데이터 분석을 통해 도출된 주요 이슈는 시장위험지수의 변동과 일정 부분 연계되는 양상을 보였으며, 정책·기술·공급망 관련 이슈가 시장 불확실

성 확대 국면에서 중요한 역할을 하는 것으로 확인되었다.

연구 결과를 종합하였을 때, 본 연구는 정형 데이터 중심의 기존 분석 방식에 비해 시장 국면 변화와 구조적 위험 요인을 보다 효과적으로 반영할 수 있는 분석 및 예측 체계를 제시하였다. 특히 시장위험지수와 머신러닝 기반 예측모형의 결합은 반도체 시장의 단기 변동성과 중장기 구조 변화를 함께 고려할 수 있는 가능성을 보여주었으며, 이는 반도체 시장 전망과 정책 대응을 위한 실질적인 분석 도구로 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

5. 기대효과

본 연구는 정형·비정형 데이터를 결합한 분석을 통해 반도체 시장의 변동성과 불확실성을 보다 체계적으로 이해할 수 있는 기반을 제공할 것으로 기대된다. 특히 기존의 정성적 판단이나 단일 지표 중심 분석을 보완하여, 데이터에 기반한 반도체 시장 전망과 위험 인식이 가능해질 것으로 예상된다.

아울러 본 연구에서 사용된 예측 모형과 그에 따른 시장 분석 결과는 반도체 산업 관련 정책 수립과 기업 전략 수립 과정에서 실질적인 참고 자료로 활용될 수 있으며, 급변하는 글로벌 반도체 시장 환경에 대한 선제적 대응 역량을 제고하는데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

제1장 서론

제1절 연구의 배경 및 필요성

반도체 산업은 대한민국의 대표적인 전략 산업으로 국가 경제의 핵심 증추적 역할을 수행하고 있다. 특히 최근 AI대전환 시대에 접어들어 따라, 인공지능, 데이터센터, 고성능 컴퓨팅을 중심으로 한 수요 환경 변화는 국내 반도체 시장의 성장 경로를 확대시키는 동시에 저성장 시대의 버팀목 역할을 하고 있다. 이러한 환경 변화 속에서 반도체 시장에 대한 정확하고 시의성 있는 전망은 정책 및 전략 수립의 핵심 전제 조건으로 작용할 수 있다.

전통적으로 반도체 시장의 전망과 분석은 과거 수출 실적과 거시경제 지표를 활용한 시계열 기반 계량모형에 의존해 왔다. 이러한 접근은 반도체 산업이 일정한 수급 주기와 경기 순응적 특성을 가진다는 전제하에 유효하게 활용되어 왔으나, 최근 시장 환경에서는 그 설명력과 예측력이 점차 약화되고 있다. AI 인프라 투자 확대, 특정 품목 중심의 수요 집중, 기술 세대 전환 가속화 등은 과거 데이터가 내포한 패턴과 다른 방식으로 시장을 변화시키고 있으며, 이에 따라 기존 전망 체계가 전제하고 있는 선형적·주기적 구조에 대한 재검토가 요구되고 있다.

반도체 시장은 단순한 수요·공급의 문제를 넘어, 글로벌 공급망 구조, 산업 간 연계, 정책·외교적 환경 변화에 의해 복합적으로 영향을 받는다. 또한, 수출 전망의 불확실성은 곧바로 설비투자, 생산 조정, 고용, 공급망 안정성 문제로 이어질 수 있다. 따라서 최근의 반도체 시장 환경에서는 단순한 추세 예측을 넘어, 시장 변동성과 위험 요인을 함께 고려할 수 있는 분석 체계의 필요성이 점차 커지고 있다.

또한 최근 반도체 시장을 둘러싼 불확실성은 가격과 물량과 같은 정형 지표에만

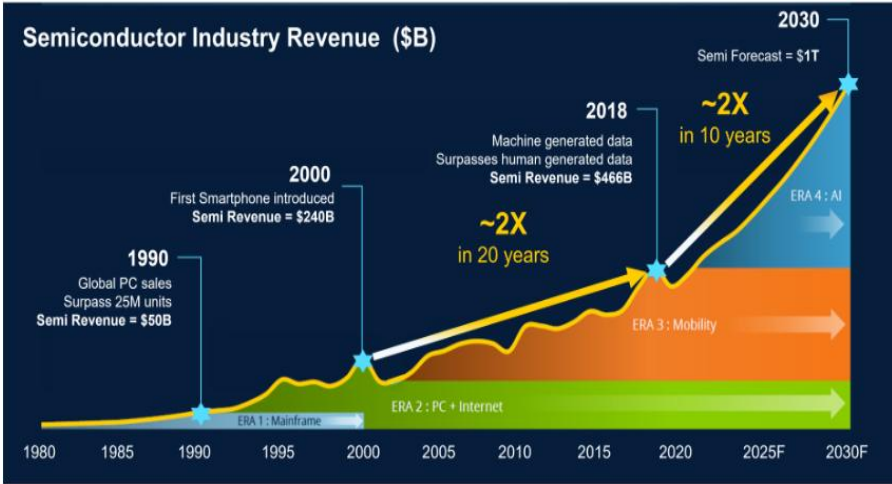
국한되지 않는다. 정책 변화, 지정학적 갈등, 기술 규제, 기업 전략 변화 등은 수치로 관측되기 이전에 뉴스, 정책 문서, 기업 관련 기사 등 비정형 데이터의 형태로 먼저 표출되는 경우가 많다. 이러한 비정형 정보는 시장 참여자의 기대와 위험 인식을 반영하는 중요한 신호임에도 불구하고, 기존의 전망 분석에서는 활용되지 못해 왔다.

이에 따라 반도체 시장에 대한 분석과 전망 역시 정형 데이터 중심의 기존 방식에서 벗어나, 비정형 데이터를 포함한 보다 확장된 정보 기반 위에서 재구성될 필요가 있다. 특히 단기적인 수출 변동, 공급망 구조 변화, 정책·외교적 위험, 중장기 기술 전환 이슈를 개별적으로 다루는 것이 아니라, 이들 요소를 하나의 분석틀 안에서 유기적으로 결합하는 접근이 요구된다.

이러한 문제의식을 바탕으로, 본 연구는 비정형 데이터를 활용해 반도체 시장 내 주요 이슈를 식별(제3장)하고 시장 위험지수를 구축하였다(제4장). 아울러 반도체 산업을 둘러싼 구조적 변화와 불확실성을 보다 체계적으로 분석하기 위해, 정형 및 비정형 데이터를 결합한 통합 분석 체계의 구축을 목표로 하였다(제2장). 이를 통해 급변하는 글로벌 반도체 시장 환경 속에서 정책 입안자와 산업 주체가 보다 합리적이고 선제적인 의사결정을 내릴 수 있는 분석 기반을 제공하고자 한다.

제 2 절 1980년~2010년 반도체 시장 주요 트렌드

[그림 1-1] 반도체 시장의 주요 트렌드 및 2030년까지 변화 전망



자료: Applied Materials(2022)

1. 개요

인류의 생활과 사용하는 제품이 스마트해지면서 다양한 유형의 반도체 수요가 지속해 증가하고 있으며, 이에 따른 공급시장 규모가 확대되고 있다. 특히, 2018년 이후 AI 컴퓨팅 시대를 맞아 이를 지원하는 반도체 수요는 지속적으로 증가하고 있다. Applied Materials의 2022년 보고서에 따르면 AI 진화 및 AI 인프라 구축은 메가트렌드와 함께 10년 동안 지속적으로 상승하여, 2030년에는 약 1조 달러 규모에 달할 전망이다.

1990년대부터 2030년까지의 반도체 시장의 주요 흐름과 과거 이벤트, 그리고 미래 이슈를 간략하게 살펴보면 다음과 같다.

1990년대는 글로벌 PC 판매량이 증가하면서 PC·인터넷 시대가 열렸다. 이러한 PC와 인터넷의 확산은 반도체 시장의 첫 번째 성장을 불러왔다. 이 시기에는 메모리 반도체 중심의 성장과 함께 미국, 일본, 한국 등 주요 국가 간의 시장 주도

권 경쟁이 치열하게 전개되었다. 특히 PC 및 서버용 마이크로프로세서를 비롯한 시스템반도체의 비중이 커지기 시작함에 따라, 미국 반도체 기업들은 경기 사이클에 크게 영향을 받는 메모리 반도체보다는 큰 시장 확장성이 보이는 비메모리 쪽으로 방향을 전환하였다.

2002년 블랙베리 스마트폰, 2007년 아이폰 출시 등 모바일기기의 등장은 모빌리티 시대를 열었으며, 반도체 시장 성장에 크게 기여하였다. 이 시기에는 모바일 기기용 프로세서와 메모리 반도체의 기술 발전이 가속화되었다. 특히 PC·서버 중심에서 휴대폰, MP3 등 디지털 기기로 반도체 수요가 증가하였다. 아울러 2010년 이후 스마트폰의 성장은 저전력, 고효율의 시스템반도체(연산용) 및 DRAM과 낸드플래시 메모리(저장용) 반도체의 수요가 급격하게 증가하였다.

2018년 기계 생성 데이터가 인간 생성 데이터를 추월하면서 데이터 중심의 새로운 컴퓨팅 시대가 도래하였다. AI와 모빌리티가 새로운 주요 애플리케이션으로 부상했으며, 이는 데이터센터, 클라우드 컴퓨팅, 사물인터넷(IoT) 등과 결합하여 반도체 산업 성장을 주도하고 있다.

특히 2020년대 반도체 시장은 코로나19 이후 디지털 전환과 AI 데이터 센터 투자와 구축이 증가하며, AI 지원 DRAM(HBM, 고대역폭 메모리)과 AI 가속기(반도체)를 중심으로 반도체 시장을 견인하고 있다. 최근 2025년~2026년 사이에 AI 지원 인프라 구축 및 확충으로 인해 AI 반도체 및 메모리 반도체 가격이 급증하였다. 이에 따라, 2025년 반도체 시장은 전년 대비 20% 이상 성장하여 7,000억 달러에 달한 것으로 예상되며, 2026년에는 9,000억 달러를 이룰 것으로 전망된다.

2. 1980년대 반도체 현황 및 추세

가. 세계 반도체산업의 현황

1980년대 초 일본 메모리 반도체 기업(NEC, Toshiba, Hitachi 등)이 미국시장에 진출하기 시작했다. 1970년대 말 미국 실리콘밸리 반도체 기업의 생산설비 투자가 줄었을 때, 하청생산을 하던 일본은 1970년대 전자산업계에서 벌어들인 수익을 반도체에 재투자하였다. 결국, 일본 메모리 반도체 기업의 경쟁력 향상은 1984년 인텔의 메모리 반도체 철수를 이끌었고, 시스템반도체인 마이크로프로세서 분야로의 투자를 강화하도록 만들었다. 1980년대 후반에는 일본 메모리 반도체 기업이 시장의 대부분을 차지하였는데, 이는 1980~1990년대의 미일 반도체 무역 분쟁으로 이어졌다.

나. 우리나라 반도체 현황

우리나라 반도체 기업의 연구개발 및 공정 기반을 구축한 시기이다. 기존 반도체 조립과 개별소자에 대한 취급 역량을 토대로 대기업들이 대규모 투자를 집행했다. 1983년 삼성전자의 반도체 사업 진출 결정 발표를 시작으로, 국내 최초로 64K DRAM을 개발하였다.¹⁾

1982년 삼성전자는 반도체와 컴퓨터 사업팀을 조직하고, 본격적인 시장조사에 들어가서, 대량생산이 가능한 메모리제품 64K DRAM 기술 개발에 착수하였다. 그리고 1983년 삼성전자는 반도체 사업 진출을 공식 선언하였다. DRAM은 당시 세계적으로 수요가 가장 많고 표준화된 메모리 제품으로 경쟁사도 많았고, 반제품을 들여다 가공하고 조립하던 당시 우리나라의 반도체 기술 수준에서는 커다란 도전이자 기회였다.

1984년 생산 공정의 개발로 웨이퍼를 생산라인에 투입하며 64K DRAM 개발에 성공했다. 기흥 지역을 공장부지로 최종 확정하고 일반적으로 2~3년이 소요되

1) 《중앙일보》(2011. 1. 5.), “미국과 일본이 20년이 걸린 개발과정(4K·16K·32K)을 3단계나 뛰어넘는 대도약이었다고 평가.” [누구나 무모하다 여겼던 64KDRAM 개발, 산업극일의 씨앗이 되다].

는 공사를 착공 6개월 만에 완공하며 국내 반도체 산업의 메카 ‘기흥밸리’를 구축 하였다.²⁾

[그림 1-2] 64K DRAM 개발 성공 광고



자료: www.fnnews.com/news/202508281826521617(2025.12.30.)

김수연 외(2015)에 따르면 64K DRAM 개발 성공 후 4개월 후인 1984년 3월 삼성은 256K DRAM 개발에 착수하였고, 착수 7개월 만인 그해 10월에 개발에 성공하였다. 그리고 64K DRAM과 함께 256K DRAM의 개발도 동시에 추진하는 ‘병렬 개발시스템’이 적용되었다.³⁾ 당시 일본의 NEC와 후지쯔, 미국의 인텔 등 몇몇 업체만이 256K DRAM을 생산하고 있었지만, 64K DRAM에서 256K

2) news.samsungsemiconductor.com/kr/반도체-역사시리즈-6탄-삼성반도체-45년-사업장-의-성(2025. 12. 30.)

3) 《중앙일보》(2011. 1. 5.), “256K DRAM의 본격 개발은 64K DRAM의 개발 성공 후 3개월 만에 시작됐다. 64K DRAM 개발에서 얻은 노하우를 바탕으로 7개월 만에 성공했다. 256K DRAM은 삼성이 글로벌 반도체 기업으로 성장하는 발판이 됐다. 후발주자인 삼성을 견제하기 위해 가격 덩핑도 불사했던 미국과 일본 업체들이 1M DRAM으로 옮겨가면서 256K DRAM의 품귀현상이 나타났기 때문이다. 256K DRAM의 가격은 급상승했고, 1988년 한 해에만 3,200억 원의 순익을 냈다.” [누구나 무모하다 여겼던 64KDRAM 개발, 산업 극일의 씨앗이 되다].(2025. 12. 30)

DRAM으로 주요 수요가 변화할 것이 확실시되었기 때문에 삼성 역시 개발에 착수했다.

세계적으로 반도체 역사에 새로운 이정표를 제공하고, 우리나라가 미국과 일본 등 반도체 선진국을 추격할 수 있는 경계선에 있는 제품이 64K DRAM 이었다.

[그림 1-3] 삼성전자가 개발한 64K DRAM



자료: 《중앙일보》(2011. 1. 5.), [누구나 무모하다 여겼던 64KDRAM 개발, 산업 극일의 씨앗이 되다.(2025. 12. 30.)

현대그룹은 1983년 현대전자산업주식회사를 창립하고, 1984년 16K SRAM의 시험생산에 성공했다. 1985년 현대전자의 반도체공장이 가동을 개시하며 메모리 생산기반이 구축됐다. 1985년 256K DRAM의 양산에 성공하였는데, 주로 외부 기술 도입한 후 자체 개발 능력을 축적해나갔다.

〈표 1-1〉 선진국 반도체 기업과 삼성의 반도체 개발 시간 차이

구분	DRAM	64K	256K	1M	4M	16M	64M
제품 개발	개발연도	1983	1984	1986	1988	1990	1992
	선진국과의 기술격차	4년	2년	1년	6개월	-	-

자료: Choung et al.(2000). 김수연 외(2015)에서 재인용

3. 1990년대 반도체 현황 및 추세

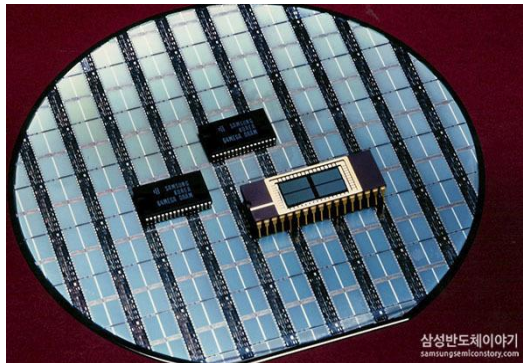
가. 1990년대 전반기: 64M DRAM의 개발과 선발주자로의 위상 정립

1990년대는 우리나라 메모리 반도체 산업의 성장기이면서 성숙기이다. 국내 반도체 산업은 1990년대 초반에서 중반까지 급격한 성장률을 기록했다. 아울러 일본 메모리 업계와 미국 반도체 및 컴퓨터 업계 사이의 무역 분쟁 때문에, 국내 반도체 기업은 선진국의 강력한 견제 없이 메모리 시장에 진출하여 반도체 시장에서 경쟁력을 확보하였다. 이때 확보한 메모리 분야의 경쟁력은 2000년을 지나 현재까지 유지되고 있다.

1988년 4M DRAM 개발 이후 정부는 16M DRAM과 64M DRAM도 공동개발하기로 계획을 수립했다. 이러한 개발 계획도 단계별 목표를 설정했는데 제1단계(1989. 4.~1991. 3.)에서는 16M DRAM 개발을, 제2단계(1989. 4.~1993. 3.)에서는 64M DRAM 개발을, 제3단계(1989. 4.~1993. 3.)에서는 64M DRAM 장비와 원부자재 개발을 목표로 하였다.

하지만, 개발 목표는 예정보다 빨리 달성했는데 1990년에 16M DRAM을, 1992년에 64M DRAM을 개발하였다. 16M DRAM은 주요 선진국 기업들과 거의 같은 시기에 개발하였으며, 64M DRAM은 세계 최초로 개발하였다.

[그림 1-4] 1992년 세계 최초로 개발된 삼성전자 64M DRAM



특히, 1992년 64M DRAM의 세계 최초 개발은 R&D 역량 면에서 우리나라가 경쟁우위를 갖추고 있었음을 보여준 사례이다. 1992년 64M DRAM의 세계 최초 개발은 선도적인 위치에서 우리나라 업체 간의 메모리 반도체 개발 경쟁이 시작되었음을 알리는 신호탄이 되었다. 따라서 우리나라 반도체 기업들이 글로벌 메모리 반도체 시장의 선도 기업으로 자리를 잡기 시작했다. 1982년 우리나라가 최초로 메모리 반도체 시장에 진입한 이후 10년 만에 일본과 미국의 경쟁력을 넘어섰다.

삼성전자는 1992년 64M DRAM을 세계 최초로 개발하며, 당시 세계 메모리 반도체 선도였던 일본 기업을 넘어섰다. 특히 삼성전자는 1992년 메모리 반도체 DRAM 시장 점유율 1위를 달성한 이후, 지속해 세계 메모리 반도체 시장에서 선두 자리를 차지하며 현재까지 유지하고 있다.

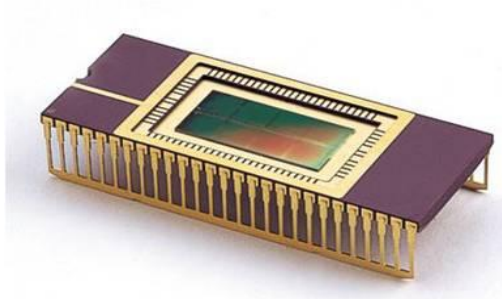
1992년부터 시작된 범부처적 국가전략기술 개발사업인 선도기술개발사업의 일환으로 256M DRAM급 이상 초고집적 반도체 관련 기초·기반기술을 개발하는 『차세대반도체 기반기술 개발사업의 후속사업을 위한 기획 사업』⁴⁾이 과학기술처(1997) 주관으로 시행되었다. 1993년부터 1997년까지 차세대반도체 기반기술 개발사업을 시행하기로 계획했으나, 1994년 256M DRAM이 개발됨으로써 차세대반도체 기반기술 개발사업은 계획보다 일찍 종료되었다. 1994년 삼성전자의 256M DRAM 개발 이후 우리나라는 반도체 선도국가로 자리매김했다. 주요 선진국의 메모리 반도체 경쟁사보다 앞서 차세대 메모리 반도체 기술을 개발하고 대규모 생산설비 구축으로 경쟁우위를 강화했다. 1996년 1G DRAM을 세계 최초로

4) 과학기술처(1997), “차세대반도체 기반기술 개발사업의 후속 사업을 위한 기획 사업”

- ① 차세대반도체 기반기술 개발사업은 전체 연구비 규모가 1,954억 원으로 정부에서 914억 원을 조달하고 나머지 1,040억 원은 참여 기업이 조달
- ② 참여 기관은 모두 26개 기관으로 기업 12개사, ETRI를 비롯한 정부연구소 2곳, 서울대학교를 포함한 9개 대학, 기타 한국반도체연구조합 등 3개 기관이 참여하였으며 총괄은 ‘차세대반도체연구개발사업단’이, 관리지원은 ‘과학기술정책관리연구소’가 맡아 추진하였다.
- ③ 차세대 반도체 기반기술 개발사업은 과거 4M, 16/64M DRAM 사업과는 달리 제품 기술 개발은 공동연구사업과 관계없이 각 기업체에서 전담하고, 공동연구개발은 제품 개발에 필요한 공정 및 장비·재료기술 등 기반기술 개발에 초점을 두었다.

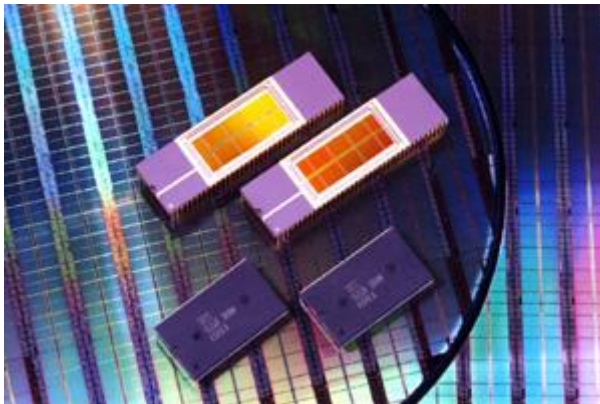
개발하며, 세계 메모리 반도체 기술 개발을 이끌었다.

[그림 1-5] 1994년 세계 최초로 개발된 삼성전자 256M DRAM



자료: www.samsungsemiconstory.com/2216(2025. 12. 30.)

[그림 1-6] 1996년 세계 최초로 개발된 삼성전자 1G DRAM



자료: www.futurekorea.co.kr/news/articleView.html?idxn=3978(2025. 12. 30.)

나. 1990년대 후반기: 반도체 업체의 구조조정

64M DRAM 개발 이후 우리나라는 선형 개발 및 생산 기술을 보유하여, 경쟁자보다 먼저 제품을 개발 및 양산하여 공급하는 선도 기업으로 자리매김하였다. 따라서 경쟁사보다 많은 이익을 선점할 수 있는 선발주자의 이점을 1990년 초반에서 중반까지 누리고 있었다.

특히 삼성전자는 메모리 반도체 시장점유율 1위 기업으로, 생산 공정의 신규 설비에 선도적으로 투자함으로써 구매자 교섭력을 확보해 생산 비용을 절감하는 동시에 높은 수익을 실현하였다. 삼성전자는 1990년대 후반기에도 메모리 반도체 시장에서 1위를 유지할 수 있었다.

1997년 ‘IMF 외환위기’ 시작과 더불어 우리나라 반도체 기업들의 구조조정이 시작되었다. 정부가 국제통화기금(International Monetary Fund)으로부터 구제금융을 받게 되면서 반도체를 비롯한 다양한 산업 분야에서 전면적인 구조조정이 진행되었다. 특히, 1997년부터 반도체 산업은 불황 사이클에 접어들고 있었다. 이에 당시 정부는 반도체 부문의 과잉투자를 지적하면서 빅딜로 투자 문제를 해결하고자 하였다.

결과적으로 이러한 반도체 업계의 빅딜에 의한 구조조정은 1998년 외부 평가기관의 심사를 통해 LG반도체와 현대전자의 합병이 추진되었다. 1999년 현대전자는 LG반도체 대주주의 지분을 전량 인수하였으며, 2001년(주)하이닉스반도체로 사명을 변경하였다.

[그림 1-7] 1999년 10월 현대전자와 현대반도체 통합법인 출범



자료: www.etnews.com/20161102000273(2025. 12. 30.)

4. 2000년대 반도체 현황 및 추세

2000년대 들어와 메모리 반도체 시장에서 미세공정을 통한 개발 및 생산기술 경쟁이 심화하였다. 반도체 생산 공정에서 회로 선폭이 가늘어질수록 더욱 많은 트랜지스터를 집적할 수 있어 생산원가는 절감되고 소비되는 전력의 효율은 높아진다. 따라서 미세공정의 경쟁은 나노미터 단위로 강화되었다.

또한 1990년대 후반 메모리 반도체 구조조정은 국내 기업뿐만 아니라, 해외기업의 구조조정도 이끌어 메모리 반도체 기업의 수가 감소하였다. NEC, Toshiba, Hitachi, Mitsubishi 등 일본 기업들은 1980년대 후반 DRAM 시장을 주도하여, 1989년에는 상위 10개 중 6개가 일본 기업이였다. 하지만 2000년대 이후 경쟁 심화와 산업 재편으로 인해 순위가 하락하거나 다른 기업과 합병되며 주도권이 약화하였다. 미국의 텍사스 인스트루먼트(TI)는 메모리 반도체에서 철수하였으며, 일본은 NEC와 Hitachi의 합병으로 Elpida가 수립되었다. 독일의 지멘스는 반도체 사업부를 독립시켜 Infineon을 만들고, Infineon은 메모리 사업부만을 분리하여 Qimonda를 수립하였다.

우리나라 기업은 삼성전자를 선도 기업으로 2003년 4Gb, 2004년 8Gb, 2005년 16Gb, 2006년 32Gb, 2007년 64Gb까지 매년 메모리 반도체의 집적도를 2배씩 늘려갔다.

2007년 대만의 DRAM 생산업체의 생산량 증가는 반도체 분야의 치킨게임(2007~2009년)을 불러왔다. 이 시기에는 전 세계 주요 반도체 업체가 생산라인을 증설하는 시기로, 극단적인 가격경쟁과 글로벌 금융위기로 메모리 반도체 업계에 어려움이 증가하였다. 이러한 과정에서 독일의 Qimonda는 파산하고, 대만의 반도체 업체는 경쟁력이 하락하여 적자를 기록했다. 우리나라 기업도 이러한 치킨게임의 영향을 받고 있었지만, 미세공정 기술과 선행 개발 능력을 바탕으로 경쟁력을 유지할 수 있었다. 특히 삼성전자와 하이닉스는 미세공정을 바탕으로 한 원가경쟁력을 강화하여, 이익을 내거나 적자 폭이 감소하였지만, 하위권의 해외 메모리 생산업체들은 적자 폭이 증가하였다.

2010년 대만과 일본 메모리 반도체 기업들이 다시 생산설비 투자와 생산량 증산을 시작하면서 또다시 반도체 업계에 치킨게임이 발생하였다. 지속적인 DRAM 가격의 하락은 일본의 대표적인 메모리 반도체 업체인 Elpida의 연속적인 적자를 불러왔으며, 결국 미국의 Micron으로 흡수되었다. 아울러 2012년 SK는 하이닉스를 인수하여 SK 하이닉스로 사명을 변경하였다.

이와 같은 두 차례의 반도체 메모리 분야에서 일어난 치킨게임으로 인하여 메모리 반도체 시장은 경쟁력을 보유한 삼성전자와 SK하이닉스, 마이크론 등 3사 중심으로 재편되어 현재까지 과점체제가 유지되고 있다.

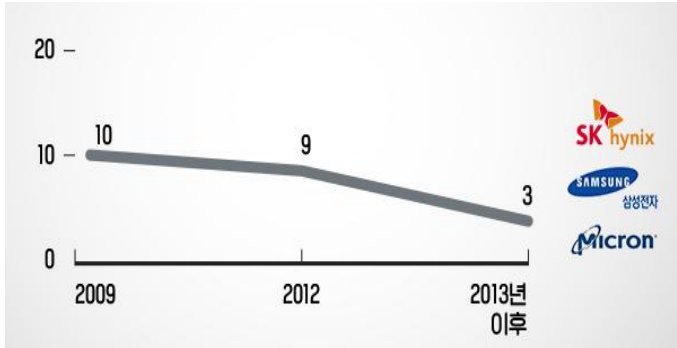
〈표 1-2〉 글로벌 반도체 산업의 매출 10위권 기업 순위 변화

순위	1981년	1989년	1995년	2000년	2006년	2009년	2013년
1	TI	NEC	Intel	Intel	Intel	Intel	Intel
2	Motorola	Toshiba	NEC	Toshiba	Samsung	Samsung	Samsung
3	NEC	Hitachi	Toshiba	NEC	TI	Toshiba	Qualcomm
4	Philips	Motorola	Hitachi	Samsung	Toshiba	TI	Micron
5	Hitachi	TI	Motorola	TI	St Micro	St Micro	SK Hynix
6	Toshiba	Fujitsu	Samsung	St. Micro	Renesas	Qualcomm	Toshiba
7	National	Mitsubishi	TI	Motorola	Hynix	Hynix	TI
8	Intel	Intel	Fujitsu	Hitachi	AMD	Renesas	Broadcom
9	Matsushita	Matsushita	Mitsubishi	Infineon	Freescale	AMD	St Micro
10	Fairchild	Philips	Hyundai	Micron	NXP	Infineon	Renesas

자료: Gartner, 김수연 외(2015)에서 재인용

또한 1980년대 반도체 시장의 선두기업이었던 미국 반도체 기업들은 일본의 추격으로 잠시 주춤했으나, 인텔과 함께 퀄컴, 마이크론, 브로드컴 등 컴퓨팅, 모바일 및 통신 반도체 분야의 새로운 강자들이 등장하며 2013년 순위에서는 다시 다수의 미국 기업이 상위권에 포진하였다.

[그림 1-8] 글로벌 DRAM 반도체 생산업체 수의 변화



자료: news.skhynix.co.kr/1546(2025. 12. 30.)

5. 2010년대 반도체 현황 및 추세

국제 금융위기(2009년 후반) 이후 빠르게 반등한 반도체 시장은 스마트폰의 폭발적인 보급과 클라우드 컴퓨팅 서비스의 확산이라는 두 개의 거대한 수요 동력을 통해 초호황(Super Cycle)을 만들었다.

반도체의 전방 수요가 개인용 컴퓨터(PC) 중심에서 스마트폰과 태블릿 PC 등 모바일기기 중심으로 변화되고 소셜 미디어, 이커머스, 비디오 스트리밍 등 인터넷 서비스의 급증으로 클라우드 컴퓨팅 및 대규모 데이터센터가 확장되었다. 이에 따라 모바일 DRAM, 서버용 고용량 메모리 반도체 및 고성능 시스템 반도체 수요가 증가했다. 주로 데이터센터 서버에 탑재되는 고용량, 고신뢰성의 서버 DRAM 및 엔터프라이즈급 SSD 수요가 급증했으며, 대규모 데이터를 효율적으로 처리하기 위한 고성능 CPU, GPU 등 시스템반도체의 중요성도 함께 부각되었다.

특히, 전 세계 메모리 반도체 시장에서 독보적인 입지를 구축한 삼성전자는 2010년 낸드플래시 시장에서 40% 이상의 점유율을 기록하며 글로벌 1위를 유지했고, DRAM 시장에서도 경쟁사들을 제치며 시장 지배력을 확대했다. 아울러 2012년 하이닉스가 SK그룹에 인수되면서 'SK하이닉스'로 새롭게 출범하고, 삼성전자와 함께 글로벌 메모리 시장을 주도하는 3사 과점체제(삼성전자, SK하이닉스, 마이크론)를 공고히 했다.

또한 반도체 공정 기술이 진화함에 따라, 20~10나노미터(nm) 수준의 공정 기술 난이도가 적용되었다. 2010년대 후반에는 7nm, 5nm 공정 기술까지 발전함에 따라 차세대 기술에 대한 투자가 증가했으며, 미세공정 전환에 필요한 설비투자 비용이 기하급수적으로 증가함에 따라 신규 진입 장벽이 높아지고 소수의 반도체 대기업만이 경쟁할 수 있는 환경이 조성되었다.

반도체 가치사슬에서는 구조적인 변화가 대두되어 파운드리 및 팹리스 업체들이 부상하였다. 특히 모바일 및 통신 수요를 기반으로 퀄컴, 애플, 브로드컴 등 설계 전문 팹리스 기업이 반도체 시장 성장을 주도하였다. 아울러 TSMC를 선두로 한 파운드리 업체들이 첨단 반도체 생산 공정을 과점하며, 다양한 팹리스의 주문 물량을 외주 생산하는 반도체 공급망의 핵심 영역으로 자리매김하였다. 이에 대응하여 삼성전자, SK하이닉스 등 국내 종합반도체기업(IDM)은 메모리 반도체 분야에서 초격차를 유지하는 한편, 시스템 반도체(파운드리/팹리스)로 사업을 확장하고 있다.

2010년대 후반에는 사물인터넷(IoT), 인공지능(AI), 자율주행차와 같은 4차 산업혁명의 핵심 기술들이 부상하고, 머신러닝과 AI 학습·추론을 위한 고성능 GPU, NPU 수요가 폭발적으로 증가하며 엔비디아 및 반도체 스타트업의 성장이 시작되었다.

또한 AI를 지원하는 첨단 메모리 반도체(V낸드: 3D 낸드플래시, HBM 등) 개발과 초기 수요가 창출되기 시작했으며, 2020년대 반도체 시장을 주도할 새로운 성장 동력이 되었다.

2010년대 후반부터 미·중 무역 분쟁이 격화되면서, 반도체는 경제 안보의 핵심 전략 물자로 부상했다. 중국은 '반도체 굴기'를 선언하며 대규모 투자를 단행했고, 미국은 이에 대한 제재를 가하기 시작했다. 미·중 반도체 갈등은 2018년 미국 행정부의 중국 반도체 관련 무역 제재로 시작되어, 첨단 기술 통제(AI, 군사 활용 억제)와 반도체법(칩스법)을 통한 공급망 재편으로 심화되었다. 특히 화웨이 등 중국 주요 기술 기업을 수출 제한 목록(Entity List)에 올리며 반도체 기술 및 제품 이전 제한이 시작되었다.

제 3 절 반도체 분야 중장기 전망 이슈 분석

1. AI 반도체 혁신 및 수요 증가

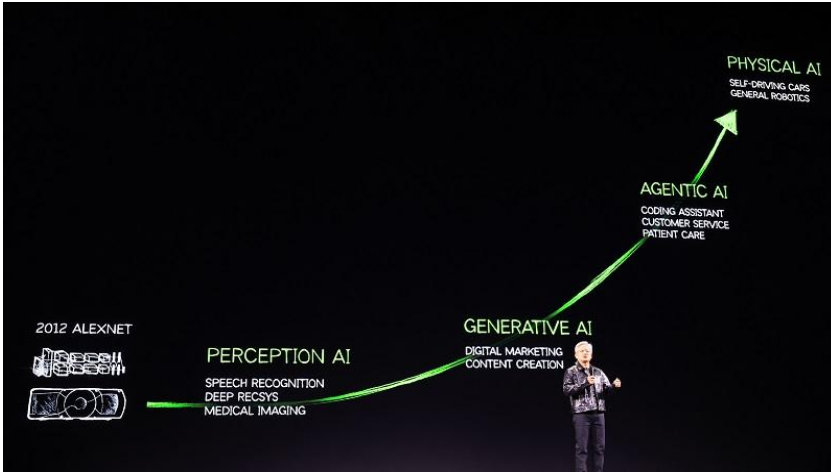
가. AI 반도체 혁신 방향과 전망

첨단 AI 반도체 분야의 경쟁은 이를 활용하는 최종 수요 제품의 변모에 따라 변화하고 있다. 과거 메인프레임, 서버, PC, 모바일 시대를 거쳐 현재는 인공지능인 ChatGPT와 같은 클라우드 기반의 ‘생성적 AI(Generative AI)’에서 에이전틱 AI(Agentic AI)⁵⁾로 발전하고 있다. 향후에는 더 나아가 현실 공간에서 자율적으로 인식하고 행동하는 개별 Device별로 맞춤형 AI 기술이 제공되는 피지컬 AI(Physical AI)⁶⁾로 진화하고 있다.

이러한 AI 기술 패러다임의 변화에 따라 이를 지원하는 AI 반도체(AI Semiconductor) 시장도 데이터센터 수요처 중심의 범용성·고성능 지향 추세에서 벗어나 수요처 Device별 맞춤형·최적화로 전환될 전망이다. 특히 최근 다양한 수요 산업 분야를 대상으로 하는 피지컬 AI 실현을 위해 맞춤형 On- device AI 반도체 수요가 증가할 것으로 예상된다.

5) 목적을 수행하기 위한 계획을 수립하고 필요한 도구를 활용하여 실행하는 AI.

6) 로봇, 자율주행차, 스마트 공간과 같은 자율 시스템(autonomous systems)이 실제의 물리적 세계(physical world)에서 복잡한 동작을 인식 및 이해하고 수행하는 AI.

[그림 1-9] Nvidia가 제시한 인공지능 발전단계⁷⁾

- 주: 1) Perception AI: 데이터를 분석하고 패턴을 찾는 AI
 2) Generative AI: 텍스트, 이미지, 음악 등을 생성하는 AI
 3) Agentic AI: 목적을 수행하기 위한 계획을 수립하고 필요한 도구를 활용하여 실행하는 AI

자료: 연합뉴스(2025)

예를 들어 기존의 Chatbot과는 달리 생성형 AI는 기존에 학습된 데이터를 바탕으로 이를 가공·분석하여 질문에 답을 제공한다. 하지만 생성형 AI도 사용자의 프롬프트(지시·질문·명령)를 입력 내용에 따른 한정된 수행만 한정가능하며, 프롬프트 입력 내용에 따라 단속적으로 진행된다. 따라서 생성형 AI도 기존 챗봇과 같이 사용자의 질문에 응답을 생성하는 데 중점을 둔다.

이에 비해 에이전틱 AI는 정교한 추론과 반복적인 계획을 사용해 복잡한 다단계 문제를 자율적으로 해결할 수 있다. 따라서 에이전틱 AI는 한 번의 지시·명령으로 목표를 달성하기 위해 관련된 작업을 자율적으로 처리할 수 있다. 대표적인 예로 AI 에이전트는 사용자의 여행 지시·질문에 항공, 숙박, 관광명소, 맛집, 교통 등을 계획하고 예약하는 등 다양한 작업을 수행 및 처리할 수 있다.

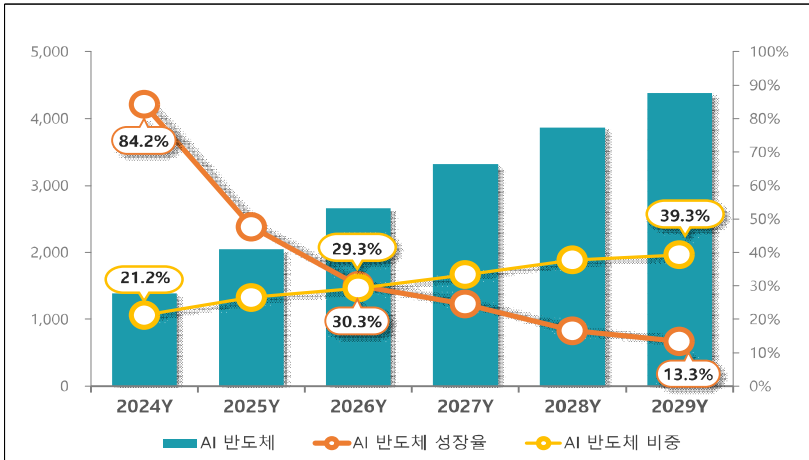
7) <https://www.yna.co.kr/view/PYH20250107120200013>.

여기서 더 나아가 피지컬 AI는 단순한 인지에서 벗어나, 인간과 유사한 방식으로 실제 환경을 이해하고 상호작용을 할 수 있는 기술이다. 피지컬 AI는 생성적 AI에 공간적 관계와 물리적 행동에 대한 이해를 추가하여 범위를 확장한다. 이를 위해 피지컬 AI는 AI 훈련 과정에서 실제 세계의 공간적 관계와 물리적 규칙에 대한 정보가 담긴 추가 데이터를 활용한다.

이러한 AI 기술의 지속적인 발전과 이를 지원하는 핵심 인프라로 AI 반도체의 중요성이 증가하고 있다. AI 서비스를 구현하는 데 필요한 하드웨어와 소프트웨어에는 필수적인 기술 요소로 ① AI 프로세서(반도체) ② AI 메모리·스토리지 ③ AI 학습 및 모델 최적화 ④ AI 응용 등 4개 모듈이 존재한다.

[그림 1-10] AI 반도체 시장 현황과 전망(2024~2029)

(단위: 억 달러, %)



자료: Gartner. 2025. 10., “AI Processing Semiconductors, Worldwide, 3Q25 Update”
 Gartner. 2025. 10., “Semiconductor and Electronics Forecast, 3Q25 Update”

이 중 AI 데이터 학습 및 추론 연산을 수행하는 ① AI 프로세서(반도체)와 더불어 AI 빅데이터를 저장하고 처리하는 ② AI 메모리·스토리지⁸⁾ 등 관련 반도체 기술이 AI 인프라의 기본·핵심(basic·core) 기술 계층이다.

이러한 기본·핵심 기술 계층에서 AI 프로세서(반도체) 시장 중심으로 성장요인을 살펴보면, 첫째, 단기적으로 생성형 및 에이전틱 AI의 학습·추론 작업량이 증가함에 따라 이를 지원하는 데이터센터용 AI 반도체 수요가 안정적으로 성장하고 있으며, 둘째, 중장기적으로는 피지컬 AI 활성화로 인해 온디바이스용 AI 반도체 수요가 증가할 것으로 전망된다.

이러한 성장요인에 따라 AI 반도체 시장은 2025년부터 5년간 연평균 25.9% 성장하여, 2029년에는 4,385억 달러에 달하여 전체 반도체 시장의 약 39.3%를 차지할 전망이다(Gartner, 2025. 10.).

이러한 AI 반도체는 수요처(Data center vs On-device)와 특성(General-Purpose vs Optimized)이라는 두 가지 기준으로 구분할 수 있다.

범용(General-Purpose) AI 반도체는 다양한 AI 연산에 유연하게 대응하여 처리할 수 있도록 설계된 반도체이다. 따라서 특정한 기능에 특화되기보다는 다양한 AI 서비스에 적용할 수 있어 유연성이 높다. 현재는 엔비디아 GPU가 범용 AI 반도체 시장을 주도하고 있다.

이에 비해 최적화(Optimized) AI 반도체는 특정 AI 시스템·디바이스·알고리즘에 맞춰 설계되어 고도의 효율성·성능을 제공하는 반도체이다. 따라서 특정 AI 작업에 최적화된 성능을 제공한다. 따라서 유연성은 낮지만, 특정 AI 작업에 높은 성능과 낮은 전력 소모가 특징이다. 따라서 빅테크 및 팹리스 기업들이 특정 분야에 특화된 AI 반도체를 개발하여 제공하고 있다.

현재 AI 반도체를 이와 같은 수요처 및 특성에 따라 구분하여 주요 특징을 분석하고, 주요 AI 반도체 기업을 매칭해 정리해 보면 <표 5-1>과 같다.

8) 다양한 AI 반도체의 데이터 처리를 지원하는 상호 보완적인 고성능 메모리가 필수적으로 요구(HBMx, xDDR, DDRx, eSSD ...).

특히 현재 온디바이스 환경에서는 범용적인 솔루션(AI 반도체+시스템 SW)으로 다양한 AI 서비스·애플리케이션별 특성에 대응하기가 어려운 상황이다. 다양하고 세부적인 AI 활용 분야가 매우 많아 이를 지원하는 하드웨어와 소프트웨어 스펙이 서로 달라 범용 솔루션을 만들기가 불가능하다. 따라서 특정 AI 애플리케이션·서비스에 최적화된 개별 AI 반도체와 시스템 SW의 개발과 제공이 필수적이다.

최근 피지컬 AI가 활성화됨에 따라 온디바이스 AI 환경에서 제한된 자원을 활용하는 효율성이 중요해지고 있다.⁹⁾ 따라서 피지컬 AI를 현실 세계의 자율기계 및 다양한 디바이스에 적용하여, 이를 구현 및 지원하기 위해서는 낮은 전력 소모에 효율적으로 활용되는 온디바이스 AI 반도체가 필수적이다. 이를 위해서 피지컬 AI를 지원하는 온디바이스 AI 반도체가 수요처에 따라 맞춤형으로 개발되는 동시에, 이렇게 맞춤형으로 개발된 온디바이스 AI 반도체를 효율적이며 효과적으로 활용할 수 있도록 최적화를 지원하는 기술 계층(Full Stacks)도 함께 제공해야 한다.

주요 반도체 기업 중 데이터센터용 AI 반도체 분야의 강자인 Nvidia가 피지컬 AI를 구현하기 위하여 온디바이스 AI 반도체 분야에 적극적으로 진출하고 있다. 또한 모바일 반도체 분야에서는 Qualcomm이 온디바이스 AI 반도체 사업을 활발하게 추진하고 있다. 우리나라도 주요 반도체 중소기업 및 신생기업이 피지컬 AI가 제공하는 새로운 시장 기회인 온디바이스 AI 반도체 사업 진출을 모색하고 있다.

9) 피지컬 AI는 다양한 수요처 서비스에 특화된 형태로 경량화된 소형 AI 모델을 활용하는 에지 AI(Edge AI) 및 온디바이스 AI 방식으로 구현. 이를 통해 대형 AI 모델 중심의 클라우드 AI(Cloud AI) 방식으로 운영되는 생성형 AI가 가지는 구축 비용, 에너지 소모, 처리 지연, 개인정보 보안 문제 등의 한계점이 개선되고 있음

〈표 1-3〉 AI 반도체 혁신 구분 및 주요 기업 현황

특성 \ 수요처	데이터센터(Data-center)	온디바이스(On-device)
범용 (General-Purpose)	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터센터용 범용 반도체 <ul style="list-style-type: none"> - 클라우드 기반 AI 학습 추론에 활용 - 주로 고성능 GPU와 CPU가 활용 - 다양한 AI 연산을 유연하게 처리하며 이를 지원하는 표준 시스템 SW¹⁰⁾를 제공 • 주요 기업 <ul style="list-style-type: none"> - NVIDIA: H100 등 GPU를 통해 데이터센터 영역을 지배 - AMD: MI300X 등 고성능 GPU를 통해 NVIDIA와 경쟁 - Intel: 서버용 CPU를 통해 범용 AI 추론 시장에서 중요한 역할 수행 	<ul style="list-style-type: none"> • 온디바이스용 범용 반도체 <ul style="list-style-type: none"> - 다양한 기기에서 AI 연산을 수행하는 데 활용되는 범용 반도체 <p>(현재 주도권자가 없는 미래 시장)</p>
최적화(Optimized)	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터센터용 최적화 반도체 <ul style="list-style-type: none"> - 특정 AI 연산에 최적화된 주문형 반도체 - 클라우드 기반 AI 학습 추론 효율을 극대화(저전력·고성능) 및 이를 지원하는 특정한 시스템 SW 제공 • 주요 기업 <ul style="list-style-type: none"> - Google: 자사 AI 서비스에 최적화된 TPU 활용 - Cerebras: 웨이퍼 크기의 반도체 개발로 AI 학습 연산 효율 극대화 - Graphcore: AI 학습 추론을 지원하는 IPU(지능형 처리 장치) 제공 - 리벨리온·퓨리오사: 데이터센터 AI 추론용 반도체 개발 및 출시 	<ul style="list-style-type: none"> • 온디바이스용 최적화 반도체 <ul style="list-style-type: none"> - 저전력·저지연이 중요한 특정한 e 에지(edge) 기기에 최적화된 NPU 기반 주문형 반도체 - 최적화를 지원하는 시스템 SW 제공 • 주요 기업 <ul style="list-style-type: none"> - * Qualcomm: 스마트폰용 스냅드래곤(Snapdragon) NPU를 통해 경쟁 - * NVIDIA: Jetson 시리즈(AI 반도체+On-Board module) 제공 - * 다양한 수요처를 목표로 하는 국내외 스타트업(팹리스) 기업 ex) 넥스트칩(차량용 AI SoC), 딥엑스(NPU 기반 에지 AI), 모빌린트(드론·로봇용 ASIC)

자료: 저자 작성

10) AI 반도체를 효율적, 효과적으로 활용할 수 있도록 지원하는 기술 계층(Full Stacks)이 매우 중요, 예를 들어 AI 반도체와 동시에 제공되는 소프트웨어 SDK(Software development kit), 라이브러리, 개발 도구를 활용해 수요처 개발자는 더욱 쉽게 고성능 AI 애플리케이션을 개발할 수 있음.

나. 중국의 AI 반도체 분야 경쟁력 강화

중국은 국가 주도로 적극적인 AI 반도체 지원 정책과 투자를 시행하고 있으며, AI 반도체의 전면적인 기술 자립 및 국산화를 목표로 국산 AI 반도체 의무 사용과 조달 기준·물량의 제도화로 공공 조달이 초기 시장 및 확산의 핵심 엔진 역할을 수행하고 있다.

이 외에도 초대형 국가 펀드와 지방 펀드를 통해 AI 반도체 관련 전략기업에 직접·대규모·신속 투자가 가능하며, 산업 전주기를 아우르는 투자까지 수행함으로써 투자 속도와 스케일 면에서 AI 반도체 기업이 확실한 경쟁우위를 확보하도록 지원하고 있다.

특히 국산 AI 반도체 사용 촉진 인센티브(세제·조달·규제 연계)를 강화하고 있다. 예를 들어 법인세 10년 면제와 관세 면제 등을 통해 국산 AI 반도체 사용과 기술 내재화를 유도하고, 공정·기술수준·국산화율에 따른 차등·집중 지원으로 전략 영역에 선택적으로 투자를 집중하고 있다.

중국 AI 반도체 기업은 위와 같은 정부의 지원제도를 발판으로, AI 반도체 개발에 주력하여 학습과 추론을 위한 데이터센터용 반도체를 지속적으로 개발 및 출시하고 있다. 특히 중국은 미국의 기술 규제에 맞서 AI 반도체 자립을 강력하게 추진하여 데이터센터용 AI 반도체 시장에서 화웨이, 바이두, 캄브리콘 등 주요 기업들이 두각을 나타내고 있다. 이들 중국 기업은 미국의 엔비디아와 같은 글로벌 AI 반도체 기업의 제품을 대체하기 위해 자체 기술개발에 박차를 가하여, 중국 내수 시장의 AI 반도체 수요를 흡수하고 있다.

특히 일부 기업은 데이터센터 및 온디바이스 분야에 걸쳐 AI 반도체 사업을 보유하고 있다. 예를 들어, HiSilicon, Cambricon과 같은 기업은 클라우드(데이터센터)에서부터 에지(디바이스)까지 포괄하는 AI 반도체와 시스템 SW를 포함하는 솔루션을 제공하고 있다.

이 외에도 ROCKCHIP과 Allwinner는 주로 저가형 태블릿, 스마트 스피커 등에 사용되는 AI 반도체를 활용하여 온디바이스 AI를 구현하고 있으며 UNISOC과 HiSilicon은 모바일 AP(Application Processor)에 AI 기능을 통합하여 온디바

이스 AI 시장을 주도하고 있다.

〈표 1-4〉 중국 AI 반도체 기업 현황(데이터센터)

기업명	주요 현황 및 경쟁력	주요 제품 및 지원 시스템/소프트웨어 시스템	
화웨이 (Huawei)	<ul style="list-style-type: none"> • 중국 AI 반도체 시장의 선두 기업 • 엔비디아의 유력한 경쟁자로 부상 • 자회사 하이실리콘(HiSilicon)을 통해 AI 반도체 설계 • 미국의 제재 속에서도 생산수율을 크게 끌어올려 공급 안정성 확보 • 대규모 AI 모델 학습, 슈퍼컴퓨팅 등에 주력 	<ul style="list-style-type: none"> • Ascend(어센드) 시리즈 <ul style="list-style-type: none"> - Ascend 910C, D: 엔비디아의 H100과 경쟁하는 AI 가속기 칩. 학습용에 특화 - Ascend 310: 추론용 AI 칩 	<ul style="list-style-type: none"> • CANN(Compute Architecture for Neural Networks) <ul style="list-style-type: none"> - 엔비디아의 CUDA에 대항하기 위한 AI 컴퓨팅 프레임워크 - 개발자 친화성을 높이기 위해 오픈 소스 전략을 추진 중
바이두 (Baidu)	<ul style="list-style-type: none"> • 중국 최대 인터넷 기업 중 하나 자체 AI 모델 ‘어니봇(Ernie Bot)’ 개발. • 데이터센터용 AI 칩을 직접 설계하여 자사 서비스에 활용하며 기술력 확보 • 쿤룬 칩 설계 자회사인 쿤룬신(Kunlunxin) 보유 • 학습 및 추론용 AI 가속기 라인보유 	<ul style="list-style-type: none"> • Kunlun(쿤룬) 시리즈 <ul style="list-style-type: none"> - Kunlun II (R200): AI 학습 및 추론용 가속기 칩 - K200, RG800 등 다양한 데이터센터용 AI 칩 라인 - Kunlun 3세대: DeepSeek 모델에 최적화 	<ul style="list-style-type: none"> • 오픈소스 AI 플랫폼 PaddlePaddle 구축 <ul style="list-style-type: none"> - 자체 개발한 딥러닝 플랫폼으로 AI 칩과 시너지를 내는 데 활용 - 자율주행 플랫폼인 ‘아폴로(Apollo)’와 연동하여 자율주행 칩 개발에도 활용
캠브리콘 (Cambricon)	<ul style="list-style-type: none"> • ‘중국판 엔비디아’로 불리는 AI 반도체 설계 스타트업 • 중소기업 분산 학습, 추론, 에지 컴퓨팅 등에 특화된 칩을 개발. • 중국 정부의 자국 칩 사용 확대 정책의 주요 수혜 기업으로 부상 	<ul style="list-style-type: none"> • MLU(Machine Learning Unit) 시리즈 <ul style="list-style-type: none"> - MLU500 시리즈: 데이터센터용 AI 가속기 칩 	<ul style="list-style-type: none"> • NeuWare SW 플랫폼 <ul style="list-style-type: none"> - 엔비디아의 CUDA와 유사한 AI 소프트웨어 플랫폼

기업명	주요 현황 및 경쟁력	주요 제품 및 지원 시스템 소프트웨어 시스템	
캠브리콘 (Cambricon)	<ul style="list-style-type: none"> • 최근 주가와 매출이 급증하는 등 빠른 성장세를 보이고 있음 	<ul style="list-style-type: none"> - MLU200 시리즈: 클라우드 AI 추론에 사용. 	<ul style="list-style-type: none"> - 개발자들이 자사 칩을 쉽게 활용할 수 있도록 생태계 구축에 집중
알리바바 (Alibaba)	<ul style="list-style-type: none"> • 자회사 ‘핑터우거(T-Head)’를 통해 AI 반도체를 개발 • 클라우드 컴퓨팅 서비스에 필요한 AI 칩을 자체적으로 조달하며 기술 자립 강화 • AI 추론 및 고성능 컴퓨팅 초점 	<ul style="list-style-type: none"> • Hanguang(항광) 시리즈 - Hanguang 800: AI 추론용 칩 - 쉬안테(XuanTie) 시리즈: RISC-V 기반의 IoT 및 에지 컴퓨팅용 프로세서 	<ul style="list-style-type: none"> • Pingtougou(핑터우거) 프로세스 - 알리바바의 반도체 개발 자회사에서 진행하는 자체 기술 프로세스 - 클라우드 컴퓨팅 서비스에 최적화된 AI 칩을 개발하고 지원하는 데 활용

자료: 저자 작성

〈표 1-5〉 중국 AI 반도체 기업 현황(온디바이스)

기업명	주요 현황 및 경쟁력	주요 제품 및 지원 시스템/소프트웨어 시스템	
HiSilicon (하이실리콘)	<ul style="list-style-type: none"> • 중국 최대 통신장비 기업인 화웨이의 반도체 설계 자회사 • 스마트폰용 SoC Kirin 칩셋에 자체 개발한 AI 기술을 통합하며 온디바이스 AI 반도체 선도 	<ul style="list-style-type: none"> • Kirin 칩셋 • Ascend Lite·Tiny 시리즈 	<ul style="list-style-type: none"> • HiAI 모바일 컴퓨팅 플랫폼 - 반도체 기반의 AI 기능을 구현할 수 있는 환경과 도구 제공
UNISOC (즈광산루이)	<ul style="list-style-type: none"> • 스마트폰, IoT, 자동차 등 다양한 분야의 칩 설계 • 저가형 스마트폰 칩셋 시장에서 강점 보유 • AI 기능을 강화한 칩셋을 통해 온디바이스 AI 시장에서 입지 강화 	<ul style="list-style-type: none"> • Tiger 모바일 AP 시리즈, • W217 웨어러블 칩 • A7870 시리즈 	<ul style="list-style-type: none"> • 칩셋에 통합된 AI 엔진 제공

기업명	주요 현황 및 경쟁력	주요 제품 및 지원 시스템/소프트웨어 시스템	
Cambricon (캠브리콘)	<ul style="list-style-type: none"> • AI 반도체 전문기업으로, 클라우드부터 에지, 온디바이스용 AI 프로세서까지 다양한 라인업 보유 • 특히 스마트폰, 드론, 로봇 등에 사용되는 저전력 AI 반도체 제공 	<ul style="list-style-type: none"> • MLU 200 시리즈 (MLU220, MLU270) 	<ul style="list-style-type: none"> • MLUWare 등 독자적인 소프트웨어 플랫폼 제공
Rockchip (락칩)	<ul style="list-style-type: none"> • SoC(System on Chip)에 NPU(Neural Processing Unit) 통합하여 전용 AI 가속기 제공 - RKNPU(Rockchip Neural Processing Unit) • 중저가 시장 타깃 	<ul style="list-style-type: none"> • RK3588, RK3568 SoC 	<ul style="list-style-type: none"> • RKNN-Toolkit2 (AI 개발 툴킷)
Allwinner (전즈)	<ul style="list-style-type: none"> • 저렴한 가격과 AIoT(AI + IoT) 시장에 최적화 	<ul style="list-style-type: none"> • V, R, A 시리즈 SoC 	<ul style="list-style-type: none"> • AIoT(AI+IoT) SDK

2. AI 반도체 지원 기술 경쟁

가. Emerging Memory의 등장과 진화

AI LLM(Large Language Model, 대규모 언어 모델)의 매개변수는 최근 몇 년 사이 기하급수적으로 커지고 있으며, 메모리 계층과 프로세서 간의 대역폭 불균형이 심화하는, 이른바 ‘메모리 벽(Memory Wall)’¹¹⁾ 현상이 나타나고 있다. 메모리 벽은 프로세서의 연산 성능 향상 속도를 메모리 대역폭 또는 용량이 따라가지 못하는 현상을 의미한다.

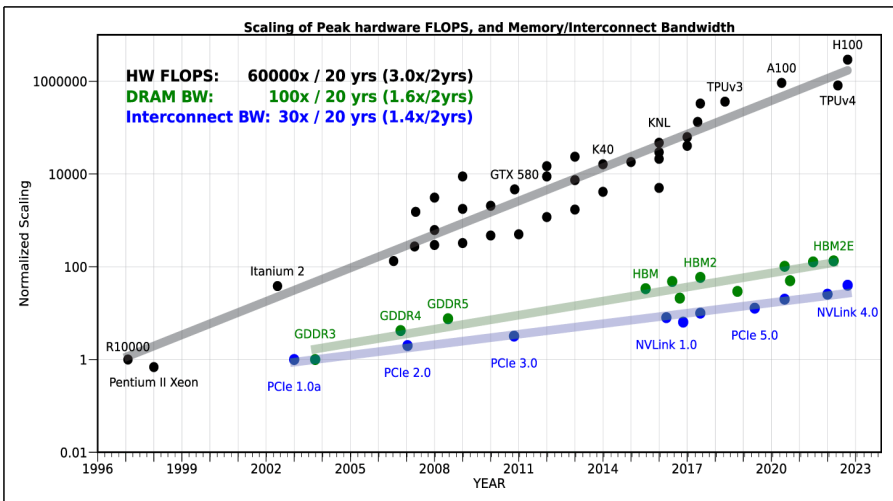
Memory Wall은 AI 지원 컴퓨터 아키텍처에서 성능 향상의 주요 장애물이다. 예를 들어 GPU와 메모리 간의 데이터 전송 속도 차이로 인해 발생하는 문제로, GPU가 처리할 수 있는 데이터 용량에 비해 메모리에서 데이터를 읽고 쓰는 속도

11) <https://news.skhynix.co.kr/rtc-data-explosion-era/>.

가 상대적으로 느리면, 성능 저하를 가져온다. 이러한 현상은 특히 데이터 집약적인 애플리케이션에서 나타난다.

Memory Wall의 원인은 여러 가지가 있지만, 가장 큰 요인은 메모리 기술의 발전 속도가 GPU 기술의 발전 속도를 따라가지 못하기 때문이다. GPU는 지속적으로 성능을 향상시켜 왔지만, 메모리 기술은 물리적 한계와 전력 소모 문제로 인해 그 속도가 제한적이다. 이에 따라 GPU는 메모리에서 데이터를 기다리는 시간이 길어지고, 이는 전체 시스템의 성능을 저하시킨다.

[그림 1-11] The scaling of the bandwidth of different generations of interconnections and memory, as well as the Peak FLOPS



자료: Gholami, Amir et al. "Ai and memory wall." IEEE Micro 44. 3.(2024): 33-39

이러한 Memory Wall은 현대 컴퓨터 시스템의 성능을 저해하는 중요한 요소이며, 이를 극복하기 위해서는 다양한 기술적 접근이 필요하다. GPU와 메모리 간의 균형을 맞추고, 새로운 기술을 도입함으로써 더 빠르고 효율적인 컴퓨터 시스템을 구축할 수 있다.

현재 가장 먼저 드러난 문제는 대역폭이다. 초기 LLM은 수천억 개의 매개변수

규모에 불과했기 때문에 메모리 용량¹²⁾ 문제는 상대적으로 덜 중요했다. 오히려 엔비디아 GPU의 연산 성능이 기하급수적으로 향상되면서 메모리-프로세서 간 병목 현상이 심화되었다. 이를 완화하기 위해 HBM(High Bandwidth Memory)이 개발되었으며, I/O 단자 수를 늘려 대역폭을 확장하고 병렬 데이터 접근을 지원하는 구조가 GPU의 컴퓨팅 성능 발전과 보조를 맞추어 왔다

이를 극복하기 위해 메모리와 GPU 간의 대역폭 확장뿐 아니라 메모리 자체의 용량 증가가 병행되어 발전하고 있다. 이러한 발전에 대응하는 AI의 차세대 메모리 반도체로 HBMx, HBF, CXL, PIM 등이 제시되고 있다.

특히 인공지능 시대에 접어들면서 더 많은 데이터를 빠르게 처리하는 기술이 중요해졌다. DRAM을 여러 층 쌓아 만든 HBM이 급부상하여 폭발적으로 성장하는 배경에는 AI 서비스와 데이터를 빠르고 효율적으로 처리할 수 있다는 이유가 있다. 하지만 HBM만으로는 AI를 감당하기 어려워졌다. 보다 전력을 덜 소모하면서 더 많은 양의 데이터를 저장, 처리할 수 있는 새롭게 진화된 메모리 기술이 필요해졌다. 이에 따라 최근 이러한 차세대 메모리 반도체 시장을 노리고 다양한 제품과 솔루션이 등장하고 있다.

〈표 1-6〉 메모리 산업의 변화

구분	과거(2010~2020)	현재와 미래(2024~2027)
메모리 활용	모바일 및 범용 DRAM	HBM, HBF, CXL 등 AI용 DRAM, Nand Flash의 구조적인 전환을 통한 진화·발전 (고효율 메모리, 메모리 중심 컴퓨팅)
수요 산업	스마트폰, PC, 가전	AI 서버, 가속기, 데이터센터, IoT, 자동차
공정 기술	공정 미세화	적층, TSV, 하이브리드 본딩, 열 관리, 고급 첨단 패키징
공급 구조	범용 대량 생산	고부가 맞춤형 공급 체계, 공급 부족 심화

자료: 저자 작성

12) 기가바이트, 테라바이트 같은 단위로 나타나며, 실제 메모리 내에서 저장할 수 있는 데이터의 양.

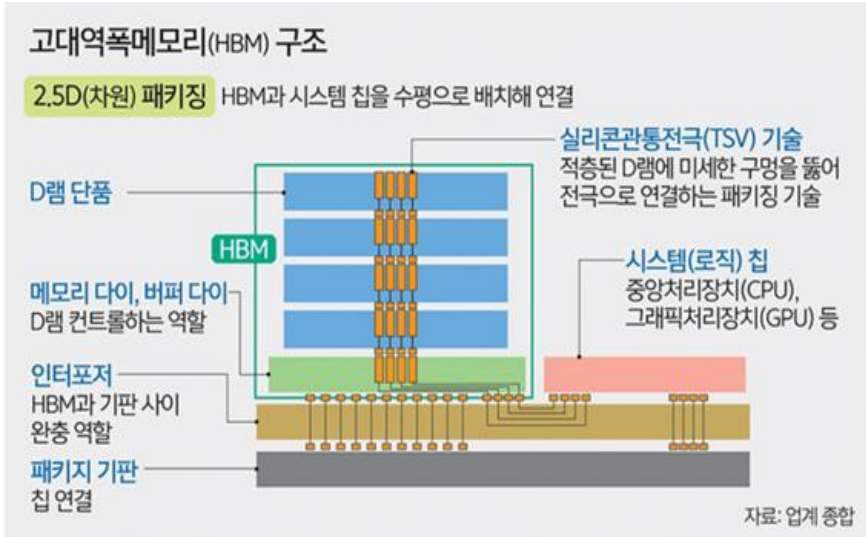
1) HBM의 진화

HBM(High Bandwidth Memory)은 여러 개의 DRAM Die를 수직으로 쌓아 올리고, TSV를 통해 연결하여 높은 데이터 전송 속도(대역폭)와 낮은 전력 소비를 실현한 메모리 기술이다. 따라서 HBM은 매우 높은 대역폭을 제공하며, 기존 GDDR 메모리보다 더 넓은 대역폭을 가진다. 그러나 동작 속도는 상대적으로 더디고 구조가 복잡하다. 여러 개의 칩으로 구성되어 열 관리가 필요하기 때문이다.

- 데이터 전송 속도(대역폭): HBM의 높은 데이터 전송 속도는 메모리와 프로세서 간의 데이터 이동을 빠르게 하여 전체 컴퓨팅 시스템의 전반적인 처리 속도를 향상하고, 기존 메모리 기술보다 훨씬 높은 대역폭을 제공하여, 대량의 데이터를 동시에 처리함으로써 AI 모델 훈련과 같은 데이터 집약적인 작업에서 병목 현상을 줄이고, GPU와 같은 AI 프로세서가 최대한의 계산 능력을 발휘할 수 있도록 지원
- 데이터 용량¹³⁾: HBM의 3D 스택 구조는 더 많은 DRAM 다이를 수직으로 쌓아 높은 용량을 제공하여, AI 및 머신러닝과 같은 응용 프로그램에서 대규모 데이터셋을 효율적으로 저장하고 처리 지원

13) HBM 품명에는 8H(8단 적층)·12H(12단 적층) 등 단수가 표기되는데, 이는 DRAM 단품을 몇 개나 쌓아 올렸는지를 의미.

[그림 1-12] HBM 구조도¹⁴⁾



자료: 《세계일보》(2025. 5. 6.)

〈표 1-7〉 HBM 구성 요소/기술

구분	설명
DRAM 단품 (DRAM Die)	메모리 셀과 버퍼 다이로 구성되며, 데이터를 저장하고 컨트롤 하는 역할
3D 스택 구조	여러 개의 DRAM 단품을 3D로 적층(수직으로 쌓아 올린 구조). 각 DRAM 다이는 서로 연결되어 높은 데이터 전송 효율을 제공
실리콘관통전극(TSV)	적층된 DRAM 칩들에 미세한 구멍을 뚫고 전극으로 연결하는 패키징 기술(Through-Silicon Via)
베이스 다이, 로직 다이(base die, logic die)	적층된 DRAM의 맨 아래 DRAM을 컨트롤하는 계층, 데이터 전송을 관리하고 조정(메모리 다이, 버퍼 다이)
인터포저(Interposer)	HBM 스택과 패키지 기판 사이에서 완충 및 전기적 연결을 담당하는 배선층
시스템(로직) 칩	중앙처리장치(CPU), 그래픽처리장치(GPU) 등 데이터를 처리하는 반도체 칩

14) 《세계일보》(2025. 5. 6.), “범용 HBM, ‘맞춤형’으로 진화 …‘주상복합 반도체 꿈꾼다.’

구분	설명
패키지 기판	전체 칩들을 연결하고 시스템에 장착될 수 있도록 지지하는 역할
2.5D 패키징	HBM과 시스템 칩(CPU, GPU 등)을 수평으로 배치해 연결하는 구조로 여러 칩이 실리콘 인터포저(고속 통신 브리지 역할을 하는 얇은 실리콘 기판) 위에 나란히 배치

자료: 저자 작성

〈표 1-8〉 HBM 세대별 규격¹⁵⁾¹⁶⁾

구분	HBM (1세대)	HBM2	HBM2E	HBM3	HBM3E	HBM4 (개발 중)
개발 연도	2013년	2015년	2019년	2021년	2023년	2025년 예정
Data Rate	1.0 Gb/s	2.0 Gb/s	3.6 Gb/s	6.4 Gb/s	9.6 Gb/s	8.0 Gb/s
Max. Device Capacity	~4 GB	~8 GB	~32 GB	~64 GB	~36 GB	최대 64 GB 이상
Bandwidth per Device	~128 GB/s	~256 GB/s	~461 GB/s	~819 GB/s	~1.229 GB/s 1TB/s이상	~2.048 GB/s 2TB/s 이상
Interface Width	1024	1024	1024	1024	1024	2048 ¹⁷⁾

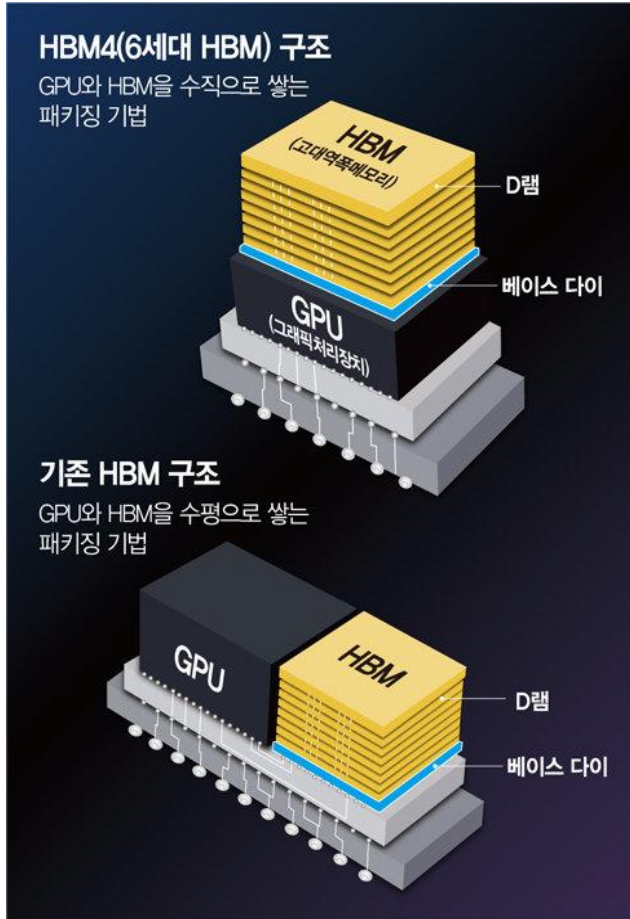
자료: 저자 작성

15) <https://www.rambus.com/blogs/hbm3-everything-you-need-to-know/>.

16) https://en.wikipedia.org/wiki/High_Bandwidth_Memory.

17) HBM4 메모리 장치와 프로세서 간의 데이터 경로에는 2,048개의 '와이어' 또는 트레이스가 필요.

[그림 1-13] HBM4 구조 변화¹⁸⁾¹⁹⁾



자료: 《주간동아》(2024. 5. 27.)

HBM4부터 베이스 다이(Base die)에 시스템반도체 제조에 사용되는 초미세 공정 기술을 도입한다. 이러한 로직 선단 공정은 기존 메모리가 아닌 시스템반도체에 사용되는 초미세 공정으로 회로 선폴을 줄여 반도체 칩을 만드는 토대인 웨이

18) <https://weekly.donga.com/economy/article/all/11/4962172/1>.

19) 맞춤형 HBM의 시작인 HBM4는 업계의 최종 목표인 '3D(차원) 패키징'으로 생산. 3D 패키징은 GPU 위에 수직으로 DRAM을 쌓아 올려 하나의 칩으로 만드는 작업으로 베이스 다이에 연산 기능이 탑재되어 성능·전력 효율성·면적(PPA) 등 전반적 기능 향상.

퍼(실리콘 소재 원판)에 더 많은 회로를 그릴 수 있어 다양한 기능을 추가할 수 있다.

HBM4 이전의 베이스 다이(Base die)는 단순히 GPU와 DRAM을 연결하는 역할을 했다면, HBM4부터는 고객사가 요구하는 저전력 기능 등 시스템반도체 성격의 기능을 탑재할 수 있다. 기존 반도체 시장에서 반도체를 구분할 때 썼던 메모리·시스템 분류법이 AI 반도체 시장에선 그 경계가 흐려지는 것이다.

HBM4에 시스템반도체용 초미세 공정 기술을 도입하기 위해서는 파운드리(반도체 위탁생산) 전문기업과의 협력이 필수적이다. 주요 HBM 생산업체인 SK하이닉스는 주요 파운드리 업체인 대만 TSMC와 협업해 베이스 다이를 개발하기로 계획했다. 삼성전자는 DRAM과 낸드 플래시, 파운드리 사업 포트폴리오를 모두 갖춘 유일한 종합 반도체 기업(IDM)으로서 자체적으로 맞춤형 HBM을 제작할 수 있는 역량을 보유하고 있다.

2) HBF의 등장

HBM보다 10배 정도 용량이 큰 반도체로 개발 중인 메모리 제품이 바로 HBF(High Bandwidth Flash Memory)인 고대역폭 낸드 플래시 메모리이다. HBF는 고대역폭 특성이 탑재된 차세대 낸드 플래시 메모리²⁰⁾이다.

차세대·고성능의 DRAM인 HBM_x이 메모리 시장의 새롭게 발전하는 진화의 길을 시작하였듯이, 낸드 플래시 메모리 시장에서도 HBF가 새롭게 등장하고 있다. HBF는 기존 낸드 플래시를 HBM_x에 대응하는 대역폭으로 병렬화한 차세대 스토리지 적층 제품이다. 고대역폭을 실현하기 위해 HBM_x와 유사한 다이 스택 및 인터포저 등의 패키징을 적용시킨 것이 특징이다.

HBM은 휘발성 메모리인 DRAM을 쌓아 용량·속도를 추구하는 휘발성 메모리이지만, AI 모델 지원에 있어 용량은 부족한 상황이다. 이러한 HBM의 용량 부족 문제를 해결하는 차세대 인공지능 지원 메모리 제품이 HBF다. 낸드 플래시 메모

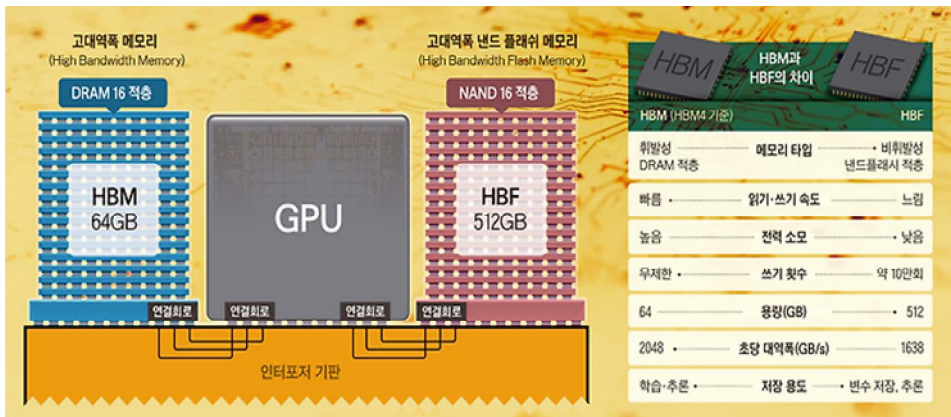
20) 낸드(NAND) 플래시는 비휘발성 메모리로, 주로 데이터 저장 장치에서 사용되어 높은 저장 밀도와 빠른 읽기/쓰기 속도를 제공하여 SSD(솔리드 스테이트 드라이브), USB 드라이브 및 메모리 카드 등 다양한 제품에 활용.

리를 적층한 고용량 메모리이다. 이러한 낸드 플래시 메모리는 전원이 꺼져도 지워지지 않는 비휘발성 메모리이다.

HBF는 TSV(Through-Silicon Via) 기반 적층 기술을 적용하여 HBM과 유사한 구조적 진화를 구현한 것이 특징이다. 단일 낸드 플래시 메모리 다이에 의존하지 않고, 적층 구조를 활용함으로써 대역폭을 넓히고, HBM이 직면한 용량 한계 문제를 보완할 수 있는 차세대 메모리가 될 것으로 전망된다.

HBF는 단순한 성능 개선을 넘어, 향후 메모리 아키텍처를 확장할 수 있게 하는 구조적 혁신이 될 것으로 예상된다. HBF는 AI 및 대규모 데이터 처리 수요가 급증하는 가운데, 낸드 기반 메모리의 역할을 재정의하는 계기가 될 것으로 전망된다.

[그림 1-14] HBF의 이해²⁾²²⁾



자료: 《조선일보》(2025. 11. 11.)

HBM은 주로 대용량 데이터를 빠르게 쓰고 읽기에 적합하고, HBF는 대용량 데이터를 자주 쓰고 읽기에 적합하다. 인공지능이 더 발전하여 성장하려면 반드시

21) https://www.chosun.com/opinion/specialist_column/2025/11/11/GIMTYDJJ EZCXFJJ3N3PJM12QAA/.

22) 《조선일보》(2025. 11. 11.), [김정호의 AI시대 전략], “HBM 다음은 HBF… 메모리 중심 ‘인공지능 컴퓨팅 시대’가 다가온다.”

필요한 메모리가 HBM이다. 다가올 인공지능 주권 강화 시대에 인프라 관련 기술과 시장의 입장에서 HBM 못지않게 HBM이 점점 더 중요해질 전망이다.

현재 샌디스크(Sandisk)가 HBM 시장을 주도하고 있고, 스펙 표준화를 위해 기술 자문위원회 및 SK하이닉스와 협력을 발표한 바 있다. 최근 SK하이닉스와 샌디스크는 HBM 공동 개발을 위한 MOU를 체결하며, 기술 상용화 계획을 구체화하였다. 양사는 2026년 샘플 공급을 목표로 하고 있으며, 2027년 생산을 계획하고 있다.

HBM이 2015년 개발된 이후 시장 확산까지 약 7~8년이 소요되었던 점을 감안하면, HBM 역시 단기간에 뚜렷한 성과를 기대하기는 어려울 것으로 전망된다. 다만 낸드 영역에서 새로운 패러다임 전환이 시작되었다는 점에 주목할 필요가 있다는 판단이 나온다. HBM의 상용화 시점은 2027년으로 예상되며 2030년 무렵에는 시장이 본격적으로 성장할 것으로 전망된다.

특히 일반 인공지능을 구현하려면 꼭 필요한 인공지능 구조가 복합 전문(MoE·Mixture of Experts) 인공지능이다. 법률·의료·교육·광고·유통·생산 등 전문 분야별 인공지능을 개발해 이들이 연합해서 결과를 생성한다. 이렇게 되면 전문 분야별 변수와 각각의 집중도를 학습하고 기록해야 한다. 고대역 초저대 용량 HBM이 필요한 이유다. 그리고 인공지능이 보고서를 작성할 때 최근 참고 자료를 보면서 작성한다. 이 방법을 '탐색 증강 생성(RAG)'이라 부른다. 시험을 보는데 참고 자료를 보면서 오픈북 시험을 보는 것과 같다. 인터넷에서 최신 자료를 보면서 자료를 생성한다. 이렇게 하면 가짜 뉴스와 인공지능이 사실과 전혀 다르게 답변하는 'AI 할루시네이션' 현상을 줄일 수 있다. 참고 자료 출처를 함께 표시할 수도 있는 것이다. 이러한 탐색 증강 생성에서는 많은 자료를 GPU 바로 옆에 보관하고 언제든지 볼 수 있는 대용량 메모리가 필요하다. 이런 용도로도 HBM이 필요하다. HBM은 책상 바로 옆의 책꽂이 혹은 도서관에 비유될 수 있다.

3) CXL 등장

최근 대규모 데이터에 기반한 응용 처리가 증가함에 따라, 데이터센터에서는 이

를 더 빠르고 효율적으로 처리하기 위해 시스템의 메모리 확장에 많은 투자를 하고 있다. 그러나 더블 데이터 대역폭(DDR) 인터페이스를 통한 메모리 확장은 추가할 수 있는 메모리 수의 제한이 있어 대규모 데이터 처리에 충분치 않은 상황이다.

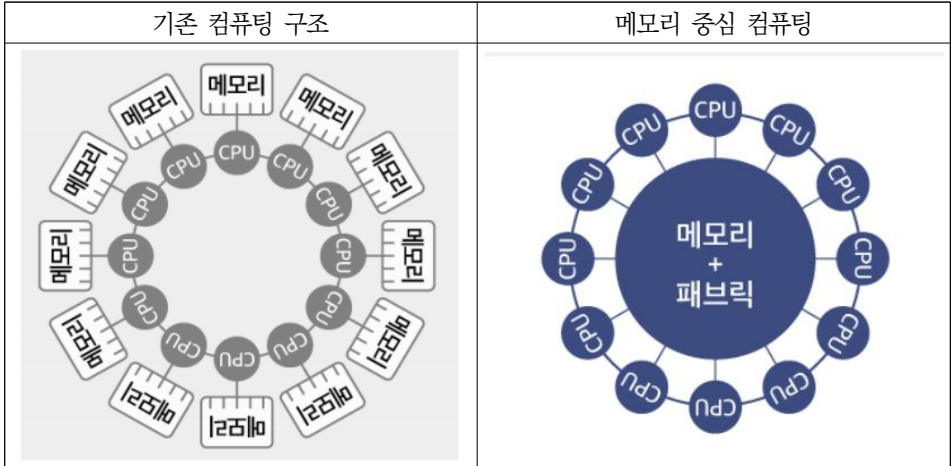
데이터센터에서는 CPU, GPU와 메모리로 이루어진 메모리 노드들을 따로 구성하고, 응용을 수행하는 호스트의 메모리가 부족하면 네트워크로 연결된 메모리 노드를 자신의 메모리 공간으로 사용하는 원격 데이터 전송기술(RDMA)²³⁾ 기반의 메모리 확장을 사용하고 있다.

이와 같은 기존의 CPU 중심 구조는 CPU에서 처리 빈도나 우선도가 높은 데이터를 DRAM에 기억시키고 스토리지에서 해당 데이터를 불러오는 구성이다. 따라서 CPU가 지원할 수 있는 메모리 채널 수에 따라 메모리 대역폭이 한정되고, 메모리 슬롯의 개수에 따라 메모리의 용량이 제한된다. CPU 소켓당 코어 수가 많더라도 매번 메모리에서 코어로 제공되는 데이터의 규모가 작으면 CPU의 성능이 제한될 뿐만 아니라, 신형 메모리로 교체하려 해도 CPU의 해당 메모리에 대한 지원 여부를 확인해야 한다.

여러 대의 CPU와 가속기(GPU, FPGA 등)를 PCIe(Peripheral Component Interconnect Express)로 연결해도 장치 간 DRAM 공유가 제한적이다. 따라서 특정 CPU에 연결된 DRAM의 데이터가 변동되어 스토리지에 저장해야 하는 경우, 변경 내용을 공유받는 다른 CPU나 가속기에서도 데이터 처리 작업이 발생하고 연결된 인터페이스를 모두 거쳐야 하므로 제 성능을 발휘할 수 없다.

23) RDMA(Remote Direct Memory Access: 운영체제의 개입 없이 한 컴퓨터의 메모리에서 다른 컴퓨터의 메모리로 직접 데이터를 전송하는 기술)는 CPU를 사용하지 않고 Network Interface Card를 통해 메모리에서 메모리로 직접 원격 데이터를 전송하는 기능을 제공. 단 RDMA 기반 메모리 확장 시스템도 노드 간 데이터 이동 과정의 불필요한 데이터 복사, 소프트웨어의 개입, 프로토콜 전환으로 인한 지연으로 성능 하락. 메모리 확장 시, 메모리뿐 아니라 이를 제어할 CPU까지 하나의 노드로 시스템에 추가돼야 하므로 비용도 높음.

[그림 1-15] 메모리 중심 컴퓨팅의 이해⁽²⁴⁾⁽²⁵⁾⁽²⁶⁾



자료: 《전자신문》, 하이투자증권(2024)

이러한 문제를 해결하고자 메모리 중심 컴퓨팅 개념²⁷⁾이 등장하였다. 특히 인공 지능 시대를 맞이하여 대규모 데이터 처리를 위해 자원의 분리 기술²⁸⁾이 활발히 연구되고 있는데, 이러한 자원 분리 기술은 클라우드 환경에서 각각의 장치에 충분한 자원을 제공하면서도, 개별 서버들이 필요 이상의 컴퓨팅 자원을 장착하는 Over-provisioning 문제와 컴퓨팅 시스템의 전력 낭비 문제를 해결할 수 있다.

자원 풀 실현 기술로서 최근 CXL(Compute eXpress Link)이 등장하여 빠르게 발전하고 있다. CXL은 중앙처리장치(CPU)·그래픽처리장치(GPU)와 메모리를 연결하는 차세대 인터페이스로, 인공지능(AI) 컴퓨팅 성능을 대폭 끌어올릴 방법

24) <https://www.etnews.com/20240808000202>.

25) 《전자신문》(2024. 8. 8.), “2026년 CXL 앞세운 AI ‘변곡점’ 온다 … 반도체 업계 대응 분주.”

26) 하이투자증권(2024), 『CXL에 대한 쉬운 이해와 전망』.

27) 메모리 중심 컴퓨팅은 여러 대의 서버가 대규모 메모리 풀을 공유하는 환경.

28) 자원 분리란 컴퓨팅 자원 풀(Resource Pool)을 구성하고 자원 풀과 호스트(CPU) 사이의 빠른 통신을 구현하여 원격의 자원을 자신의 로컬 자원 수준으로 빠르게 이용하는 기술.

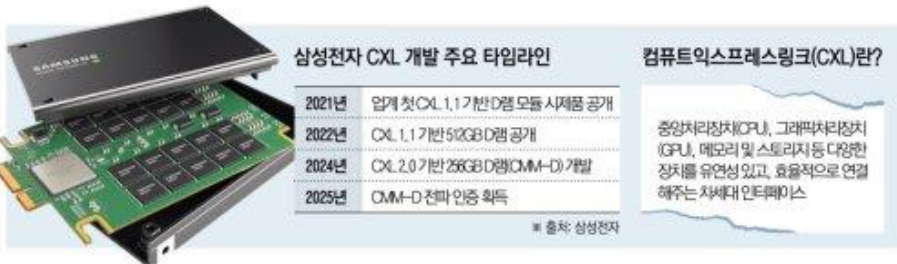
론으로 등장했다. 과거에 메모리가 CPU(중앙처리장치)나 GPU(그래픽처리장치) 옆에 붙어 연산을 처리했지만, 현재는 처리할 수 있는 데이터 용량이 한계에 다다랐다. 이에 대응하여 CXL은 메모리를 한데 묶어 CPU나 GPU와 연결한 뒤, 필요한 만큼 메모리를 사용할 수 있도록 한 기술이다. 이론적으로 메모리 용량을 무한대로 늘릴 수 있으며 필요할 때 맞춰 사용할 수 있어 효율적이다.

CXL은 CPU·GPU에 직접 연결된 메모리뿐 아니라 다른 서버의 메모리 자원까지 공유해 성능을 극대화할 수 있다. 일종의 ‘메모리 중심 컴퓨팅’으로 특정 CPU·GPU가 여러 메모리 자원을 한번에 활용할 수 있게 한다. 이미 구축된 메모리를 ‘풀(Pool)’로 구성해 대용량 자원에 쉽게 연결할 수 있는 기술이 CXL의 핵심이다.

이와 같이 CXL의 도입에 따라 DRAM도 SSD처럼 지원 풀 형태로 분리할 수 있게 된다. CXL은 CPU와 DRAM, 가속기, Network Interface Card, 스토리지 등 다양한 장치들 사이의 빠르고 안정적인 연결 기능을 제공한다.

CXL 기반 DRAM 풀은 각 장치들에 충분한 양의 DRAM을 제공하면서도 유휴 DRAM을 줄여 전체 시스템의 DRAM 사용 효율을 증가시킨다. PCIe 5.0을 사용하는 CXL DRAM 풀은 원격 DRAM을 기존의 D램 기반에 비해 10배 이상 빠른 접근이 가능하다.

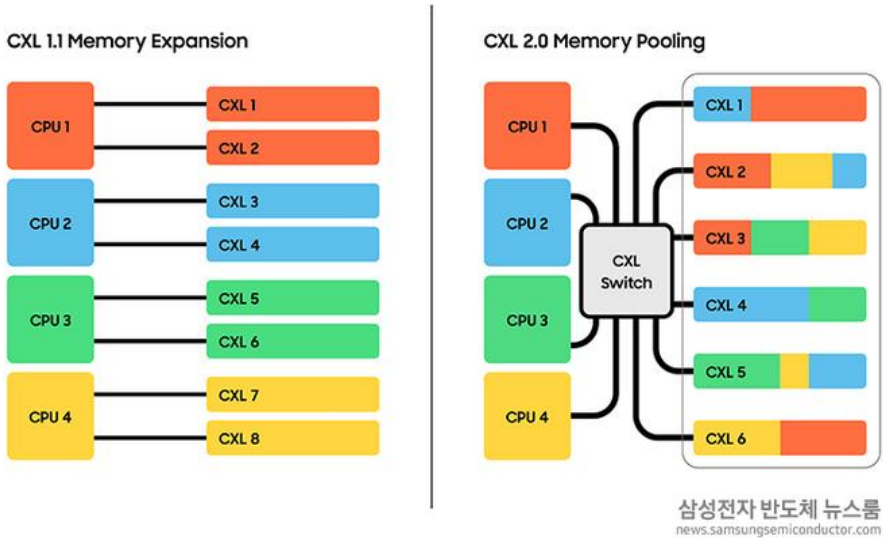
[그림 1-16] CXL 개발 현황²⁹⁾



자료: nate뉴스(2025. 2. 14.)

29) <https://news.nate.com/view/20250214n01262>.

[그림 1-17] 삼성전자 CXL version³⁰⁾



자료: 삼성전자(2023)

30) 삼성전자(2023), “업계 최초 ‘CXL 2.0 DRAM’ 개발.”

제 2 장 반도체 수출 전망 모형

제 1 절 데이터 변수 및 설명

본 연구는 반도체 수출 전망 모형을 구축하기 위해, 먼저 예측의 대상이 되는 종속변수(품목별 수출 실적)와 설명변수(거시경제 및 산업 지표)를 포괄하여 다차원 시계열 데이터베이스를 구축하였다. 반도체 산업은 이른바 ‘실리콘 사이클’이라 불리는 고유의 수급 주기를 가지고 있을 뿐만 아니라, 글로벌 거시경제의 동향에 민감하게 반응하는 경기 순응적 특성을 띤다. 따라서 본 연구에서는 대한민국 관세청, 한국은행, 통계청, 미국 세인트루이스 연방준비은행(FRED), 세계반도체 시장통계기구(WSTS) 등 공신력 있는 기관의 원천 데이터와 본 연구의 또 다른 주요 과제인 비정형데이터를 바탕으로 구축된 반도체 위험지수를 사용하였다.

이와 같이 구축된 데이터를 기반으로, 본 연구는 대내외적 불확실성이 가중되는 글로벌 반도체 시장 환경 속에서 보다 정확한 수출 전망을 도출할 수 있는 머신러닝 기법을 도입하였다. 기존의 반도체 수출 전망 연구들은 주로 SARIMAX, VAR, Holt-Winters와 같은 전통적인 시계열 방법론에 의존해 왔다. 이러한 모형들은 시계열 데이터가 내포한 고유의 계절성과 장기 추세를 어느 정도 설명할 수 있다. 그러나 과거의 선형적 데이터 패턴과 단변량 중심의 분석 틀이 구조적 변화로 인한 반도체 시장 수요와 변동성을 설명하기에는 분명한 한계가 존재한다.

이에 본 연구는 시계열 데이터의 비선형적 패턴과 변수 간의 복잡한 상호작용을 학습할 수 있는 딥러닝 기반의 TFT(Temporal Fusion Transformer) 알고리즘을 도입하였다. TFT 모형은 시간의 흐름에 따라 변화하는 동적 변수뿐만 아니라 정적 변수를 동시에 고려할 수 있는 장점이 있어, 반도체 수출 결정 요인을 구조화하고 구조적 변화를 감지하는 데 있어 보다 유연하게 대처할 수 있다.

더욱이, 본 연구는 시계열적 패턴에만 의존하여 미래를 추정하는 기존 전망의 한계를 극복하기 위하여 정량적 거시 지표뿐만 아니라, 뉴스 텍스트 등 비정형 데이터로부터 추출한 반도체 시장 위험지수를 핵심 설명변수로 사용하였다. 특히, 뉴스 텍스트는 반도체 시장의 기대(호재)와 우려(악재)를, 언어적 신호로써, 선행하여 포함하고 있다. 따라서, 이와 같은 비정형 정보를 정량화하여 모델에 학습시킴으로써, 단순한 데이터의 관성적 연장이 아닌 기술 변화의 맥락과 시장 심리까지 포착하여 예측의 정합성을 제고하고자 하였다.

따라서 본 연구의 핵심 목적은 전통적인 계량경제 모형과 최신 딥러닝 기반의 TFT 모형의 예측 성능을 비교·분석하고, 나아가 비정형 데이터의 활용이 예측력 제고에 기여하는 바를 실증하는 데 있다. 이를 통해 단순한 과거 데이터의 관성적 연장이 아닌, 시장의 잠재적 리스크와 구조적 변화를 반영할 수 있는 고도화된 예측 시스템의 가능성을 타진하고, 향후 반도체 산업의 선제적 정책 수립을 지원하는 분석 도구를 제시하고자 한다.

종속변수(타깃변수): 반도체 품목별 수출액

한국무역협회의 HS 10 level의 품목별 수출입 실적을 기반으로 가공된 6대 주요 반도체 품목(DRAM, 낸드플래시, 시스템반도체, 메모리 MCP, SRAM, 기타 메모리)의 월별 확정 수출액이다. 주기는 월간이며, 기간은 2007년 1월부터 2025년 9월까지의 데이터가 존재하며, 타 데이터의 경우 주기를 맞추거나 특히, 이후 머신러닝 분석에서는 가용한 모든 주기를 사용하였다(예: 미국 GDP의 경우 1960년부터 분기별로 사용이 가능하고, 이를 그대로 학습에 사용).

설명변수(외생변수): 한국 실질 국내총생산

한국은행 및 국가통계포털에서 제공하며, 한국 경제의 전반적인 성장세를 나타낸다. 메모리 반도체는 수출 비중이 절대적이거나, 일부 시스템 반도체 및 소자 부문은 내수 경기와 연관성이 높다. 국내 거시경제 상황을 통제변수로 활용하여 모형의 설명력을 보완하였다. 분기별 데이터를 사용하였다.

세계반도체시장통계(WSTS)

세계반도체시장통계기구에서 구할 수 있다. WSTS는 삼성전자, SK하이닉스, 인텔, 마이크론 등 전 세계 주요 반도체 기업들이 회원사로 참여하여 실제 매출 데이터를 공유하고 집계하는 반도체 산업의 글로벌 표준 데이터이다. 본 연구에서는 전 세계 반도체 시장의 약 90% 이상을 차지하는 미주 지역과 아시아·태평양, 유럽 지역의 월별 반도체 매출액 지수를 활용하였다.

반도체 위험지수

본 연구에서 증점적으로 구축한 지표 중 하나로 국내 언론 기사의 텍스트 마이닝 등 비정형데이터를 가공하여 정량화한 지표이다.³¹⁾ 미·중 무역 분쟁, 팬데믹, 러·우 전쟁 등 경제 외적인 지정학적 리스크까지 고려하여 정량화한 지표이다. 위험지수의 급등은 기업의 투자 보류와 고객사의 재고 최소화를 유발하여, 실물 경기가 꺾이기 이전에 심리적 요인에 의해 수출 주문이 급감하는 현상을 설명할 수 있다. 월별 데이터이다. 종합위험지수, 거시경제위험지수, 외교위험지수 등으로 나누어져 있다.

미국 실질 국내총생산

미국 세인트루이스 연방준비은행(FRED) 홈페이지에서 쉽게 구할 수 있으며, 미국 상무부 경제분석국(BEA)이 제공 주체이다. 미국은 전 세계 IT 소비의 최전선이자 빅테크 기업들의 데이터센터 투자가 집행되는 핵심 지역이다. 명목 GDP가 아닌 물가변동분을 제거한 ‘실질(Real)’ GDP를 사용함으로써 인플레이션 효과를 배제하고 실질적인 IT 인프라 투자 여력과 소비자 구매력을 설명하도록 하였다. 분기별 데이터로 이루어져 있다.

중국 실질 국내총생산

중국 국가통계국(national bureau of statistics)에서 취득할 수 있으며, OECD에서 분기별 자료를 제공한다. OECD에서는 2000년부터 구할 수 있으나

31) 본 연구의 4장에서 상세한 구축 방법 및 지수의 특성이 설명되어 있다.

최근 데이터는 구할 수 없다. 반면, 중국 국가통계국은 최근 18분기까지만 제공한다.³²⁾ 따라서, 이 두 개의 데이터를 동시에 결합하여 하나의 시계열로 가공하였다. 중국은 한국 반도체의 최대 수출 대상국이자 글로벌 전자기기의 생산 거점이다. 중국 경기의 둔화는 한국 반도체 중간재 수출의 즉각적인 감소로 이어지는 경향이 강하므로, 대중국 의존도 리스크를 반영하는 핵심 수요 변수로 선정하였다.

미국 GDP 디플레이터

미국 경제 전반의 물가 수준을 나타내는 포괄적인 지표이다. 디플레이터의 상승은 인플레이션 압력을 의미하며, 이는 가계의 실질 가처분소득 감소로 이어져 스마트폰, PC 등 내구재 소비를 위축시킨다. 반도체 전방 산업인 세트(Set) 기기의 수요 감소를 선행적으로 경고하는 매크로 변수로 모델에 투입되었다. FRED에서 쉽게 취득이 가능하다.

미국 연준 기준금리

글로벌 자본 조달 비용을 결정하는 핵심 변수이다. 반도체 산업, 특히 데이터센터 투자는 막대한 자본이 소요되는 장치 산업의 특성을 가진다. 고금리 기조는 빅테크 기업들의 설비 투자 수익성을 악화시켜 신규 서버 증설이 지연되는 요인이 된다.

미국 설비투자(CAPEX)

미국 기업들의 자본 지출 규모를 나타내는 지표이다. 특히 구글, 마이크로소프트, 아마존 등 미국 빅테크 기업들의 설비투자는 서버용 DRAM과 낸드(NAND) 수요를 직접적으로 견인하는 가장 강력한 선행지표이다. FRED에서 받을 수 있으며 분기별 데이터이다.

32) 더 많은 데이터를 위해서는 로그인이 필요하며, 다운로드가 가능한지는 확인하지 못함.

한국 광공업 생산지수

한국 국가통계포털에서 제공하며, 광업/제조업/전기·가스업의 생산수준과 변동을 나타내는 지수이다. 특히, 제조업의 전반적인 경기 상황을 파악하는 지표로 작용한다.

원/달러, 위안/달러 환율

무역 거래는 달러를 기반으로 이루어진다. 특히, 원/달러 환율의 상승은 원화로 환산된 수출 실적을 부풀릴 수 있으며 글로벌 시장에서의 가격경쟁력을 높여 물량을 늘리는 효과를 동시에 유발한다. 또한 경쟁국이자 한국의 주요 수출 국가인 중국의 위안화 환율을 함께 고려하기 위하여 반드시 포함되어야 하는 변수이다. 이들 데이터는 FRED에서 구할 수 있으며, 일별 데이터를 가공하여 월별 데이터로 구축하였다.

제 2 절 전통적 계량경제 모형을 통한 반도체 수출 전망

1. 분석방법론

본 연구는 머신러닝 기법의 예측 성능을 비교하기 위하여, 계량경제학 및 시계열 분석에서 자주 거론되는 전통적 계량경제 모형들을 통해 반도체 수출을 전망하였다. 분석의 신뢰도를 확보하기 위해 전체 반도체 수출액이라는 단일 지표 대신, 시장의 성격을 대표하는 주요 6대 품목(DRAM, 낸드플래시, 시스템반도체, 메모리 집적회로, SRAM, 기타 메모리)으로 대상을 세분화하였다. 특히, 국내의 반도체는 DRAM 포함 메모리 반도체에 많이 의존하고 있어, 세분화를 통해 비중이 높은 품목의 전망을 세밀화하고 전망의 정밀성을 가할 필요가 존재한다. 이를 위해 SARIMAX, VAR, Holt-Winters 등 세 가지 방법론을 적용하였으며, 각 모형에 대해 최근 12개월(2024년 9월~2025년 8월)의 데이터를 학습에서 배제하고 예측하는 브라켓 테스트를 통해 품목별 예측 적합성을 검증하였다.

SARIMAX(Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average with eXogenous factors)

본 연구에서 거시경제 변수와 반도체 수출 간의 구조적 인과관계를 규명하기 위해 채택한 SARIMAX 모형은 시계열 데이터가 가진 자체적인 자기상관성뿐만 아니라 외부 요인(Exogenous variables)의 영향력을 동시에 고려하는 확장된 회귀 분석 모델이다.

외생변수를 포함한 SARIMA 모형은 다음과 같이 구조적 형태로 표현할 수 있다.³³⁾

$$y_t = \beta_t X_t + u_t$$

$$\phi_p(L)\tilde{\phi}_p(L^s)\Delta^d\Delta_s^D u_t = A(t) + \theta_q(L)\tilde{\theta}_q(L^s)\zeta_t$$

33) Statsmodels Developers(2024). "SARIMAX—Seasonal Autoregressive Integrated Moving-Average with eXogenous regressors." Statsmodels User Guide를 재구성.

- L : lag operator
- $\Delta = 1 - L$, 비계절 차분으로 월별 자료에서 추세 제거
- Δ^d : d th 비계절 차분
- Δ_s : 계절 차분, 계절성을 제거하기 위한 차분으로 동기 대비의 개념
- Δ_s^D : D th 계절 차분, 2년 사이클이면 $D=2$
- $\phi_p(L) = 1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p$: 비계절 AR(Autoregressive)
- $\tilde{\phi}_p(L) = 1 - \tilde{\phi}_1 L^s - \dots - \tilde{\phi}_p L^{ps}$: 계절 AR
- $\theta_q(L) = 1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q$: 비계절 MA 부분
- $\tilde{\theta}_q(L^s) = 1 + \theta_1 L^s + \dots + \theta_q L^{qs}$: 계절 MA 부분
- $A(t)$: 결정적 성분, 트렌드, 경기 침체 등 기타 결정적 요인
- u_t, ζ_t : white noise(백색 잡음)

SARIMA는 주기성(seasonality)을 고려하여 ARIMA를 확장한 구조로, 비계절 차분과 계절 차분을 함께 적용해 시계열의 추세와 주기적 성질(seasonality)을 제거한 뒤 ARIMA 구조를 적용하는 모형이다. 이는 데이터의 시계열적 자기상관과 계절 패턴을 동시에 반영하기 위해 확장된 형태라고 볼 수 있다

기존의 ARIMA 모형이 과거의 관측값과 오차만을 이용하여 미래를 투영하는 모델이었다면, SARIMAX는 여기에 환율, 유가, 글로벌 금리 등 타깃 변수에 유의미한 영향을 미치는 외생변수를 선형 결합하여 예측의 설명력을 획기적으로 보완한 방법론이다.³⁴⁾

SARIMAX 모형의 구조는 크게 세 가지 핵심 요소로 요약할 수 있다. 첫째는 비정상성(Non-stationarity)을 통제하기 위한 차분과정이다. 반도체 수출 데이터 등 대다수의 거시 데이터는 시간이 흐름에 따라 성장하는 추세를 가지므로, 이를 정상 시계열로 변환하여야 한다. 다음으로, 주기적 패턴(seasonality)을 고려하여

34) S(seasonal) + ARIMA + X(exogenous)를 결합한 형태로, 계절성과 외생변수를 고려한 ARIMA 모형.

예측에 반영해야 한다. 특히, 반도체 산업은 스마트폰 신제품 출시나 데이터센터 투자 주기 등 특정 시기에 수요가 반복되는 뚜렷한 주기적(seasonality) 패턴을 보인다. SARIMAX는 일반적인 자기회귀 및 이동평균 성분 외에 주기성(seasonality)을 동시에 반영한다. 마지막으로, 주요 거시지표 및 글로벌 거시경제 환경을 포함에 따라 반도체 수출이 단순 순환 사이클이나 패턴에 따라 움직일 뿐만 아니라 외생적 변수에 따라 변화할 수 있음을 고려하였다. 최적의 모형을 도출하기 위해 본 분석에서는 AIC를 최소화하는 알고리즘을 적용하였으며, 이를 통해 각 반도체 품목별로 최적화된 시차와 차분 차수를 결정하여 과적합을 방지하고 예측의 일반화 성능을 확보하였다.

VAR(Vector Auto-Regression)

반도체 산업 내 다양한 품목(메모리, 비메모리, DRAM, SRAM 등) 간의 유기적인 상호작용과 파급 효과를 분석하기 위해 본 연구는 다변량 시계열 분석의 표준인 VAR(벡터 자기회귀) 모형을 도입하였다. VAR은 다음과 같이 수학적으로 표현할 수 있다.

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + e_t$$

- Y_t : t 시점의 벡터
- A_i : i 시차 전의 변수들이 현재 변수에 미치는 계수
- p : 시차(Lag)의 길이
- e_t : 오차 벡터

앞선 SARIMAX가 외생 변수가 타깃 변수에 영향을 주는 단방향 관계를 가정했다면, VAR 모형은 시스템 내의 모든 변수가 서로 영향을 주고받는 내생 변수로 간주하는 양방향 피드백 시스템을 구축하였다. 예를 들어, DRAM 수출의 증가가 시스템 반도체 생산을 견인하고, 이것이 다시 전체 반도체 생태계를 활성화하여 DRAM 수요를 추가로 자극하는 경제적 순환 고리를 수학적으로 구현한 것이다.

VAR 모형의 핵심 메커니즘은 모든 변수의 현재 값이 자신을 포함한 시스템 내

다른 모든 변수의 과거 값(Lagged values)들의 선형 함수로 표현된다는 점이다. 이에 따라, 개별 변수의 독립적인 움직임이 아닌, 전체 반도체 생태계의 동태적인 흐름을 포착할 수 있다. 특히, 앞선 SARIMAX와 같이 정상성을 확보하기 위해 모든 변수에 로그 차분을 적용하여 확률적 추세를 제거하였으며, 정보 기준을 통해 과거 시차 길이를 산정하였다.

마지막으로, VAR 모형은 단순히 미래 값을 예측하는 것을 넘어 충격 반응 함수(Impulse Response Function)와 예측 오차 분산 분해(Variance Decomposition)라는 강력한 분석 도구를 제공한다. 이 중 충격 반응 함수는 특정 품목(예: 비메모리 반도체)에 발생한 예기치 못한 충격이 시간의 흐름에 따라 다른 품목(예: DRAM)에 어떠한 파급 경로를 거쳐 전달되는지를 시각화할 수 있으며, 종속변수 및 외생변수에 충격이 왔을 때의 영향을 크기와 기간을 동시에 고려하여 향후 반도체 전망에 유의하게 작용할 수 있으며, 정책적 시사점도 제공할 수 있다.

Holt-Winters

복잡한 외부 변수나 다변량 상호작용을 배제하고, 데이터 자체가 내포한 고유의 추세와 순환 주기에 집중하기 위해 Holt-Winters 지수평활법(Triple Exponential Smoothing)을 활용하였다. Holt-Winters 지수평활법은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\text{예측식} : \widehat{y_{t+h|t}} = (l_t + hb_t)s_{t-m+h}$$

$$\text{수준} : L_t = \alpha \frac{y_t}{S_{t-m}} + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$\text{추세} : b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1}$$

$$\text{계절성} : S_t = \gamma \frac{y_t}{L_t} + (1-\gamma)S_{t-m}$$

- $y_{t+h|t}$: 현시점(t)에서 예측한 h기 후의 예측값

- L_t : t 시점의 기저 값

- b_t : t 시점의 추세

- S_t : t 시점의 계절 성분
- m : 계절주기(본 분석에서는 12)
- α, β, γ : 평활화 지수

일반적인 지수평활법과 마찬가지로 α, β, γ 가 클수록 최근 데이터에 대한 가중치가 높아지고, 과거 데이터에 대한 가중치가 낮게 된다. 즉, 가중치가 클수록 다음 기 예측에 있어 현재 추세에 민감하게 반응하고, 과거에 일어났던 일은 반영되지 못한다.

이 방법론은 시계열 데이터를 구성하는 세 가지 성분(수준, 추세, 계절성)으로 분해하고, 각 성분에 대해 과거와 현재 사이의 가중치를 적용하여 미래를 예측하는 기법이다. 단순 지수평활법과 마찬가지로, 최근의 데이터에 가장 높은 중요도를 부여하되, 과거의 데이터가 가진 정보량을 서서히 소실시켜 반영하는 방식이다.

2. 데이터 처리 및 모형 성능 진단

SARIMAX

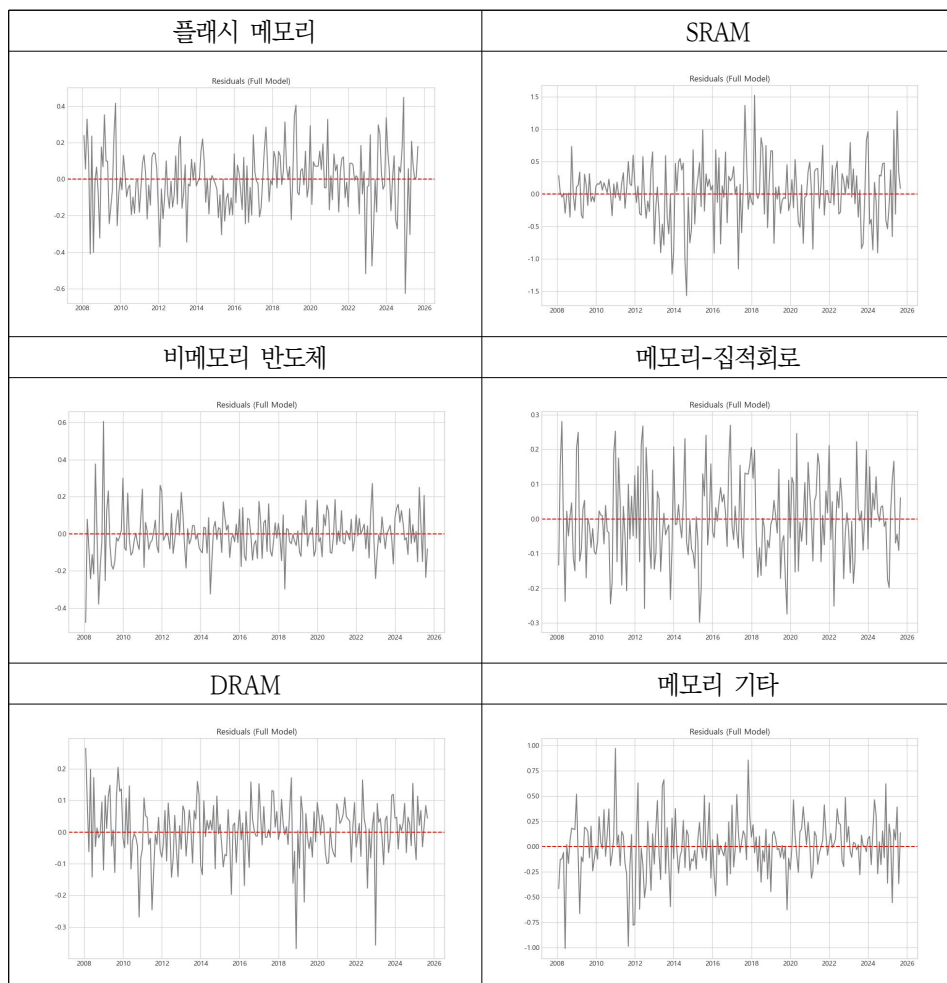
반도체 수출액 데이터는 시계열 분석의 핵심 전제인 데이터의 정상성을 만족하지 못하는 특성이 있다. 예를 들어, 산업이 지속적으로 성장하거나 인플레이션, 수요 확장 등 수출액 규모가 지속적으로 성장하면서 확률적 또는 확정적 추세가 존재할 수 있다.

만약 이러한 특성을 보정하지 않고 전통적 시계열 모형을 적용할 경우, 모형이 추세를 인과관계로 오인하는 가성적 회귀(Spurious Regression) 오류가 발생할 위험이 크다. 따라서, SARIMAX 방법론을 본격적으로 적용하기 전에 반도체 수출액 데이터의 불안정성과 이분산성의 보정을 위한 전처리 작업을 진행하였다. 먼저, 시간이 흐를수록 수출 규모와 변동 폭이 급격히 커지는 데이터 특성을 감안하여 수출액과 대부분의 거시 변수에 자연로그를 사용하였다.³⁵⁾

35) 단, 기준금리나 환율 등 이미 비율로 표시되는 변수는 제외

또한, 외생변수로서 환율, 글로벌 반도체 지수(WSTS) 등 19개 거시 지표를 외생변수로 추가하였다. 각 품목별 최적의 ARIMA 차수와 계절성 차수는 정보 손실을 최소화하는 아카이케 정보 기준을 기반으로 알고리즘을 통해 결정하였다.

[그림 2-1] SARIMAX 잔차 분석

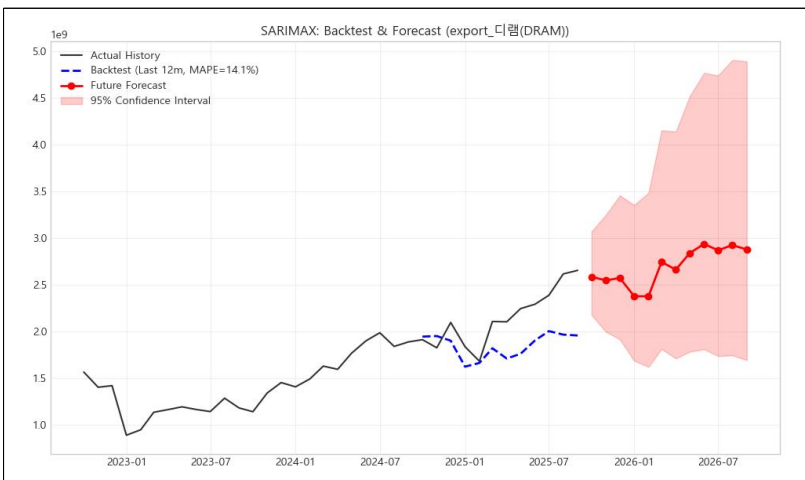


자료: 저자 직접 작성

[그림 2-1]은 각 반도체 품목별로 최적의 SARIMAX 모형을 추정한 후, 수출액과 예측값의 차이인 잔차를 월별로 나타낸 그림이다. 그래프상의 붉은 점선은 0을 나타낸다. 각 품목의 잔차가 0을 중심으로 특정한 패턴이나 추세 없이 백색잡음에 가까운 형태를 보여, 모형이 반도체 수출액 데이터에 내재된 주기성(seasonality)과 추세정보를 충분히 제거했음을 의미한다. 즉, 잔차에 체계적인 정보가 남아있지 않으므로, 구축된 SARIMAX 모형이 통계적으로 타당하고 적합하게 설계되었음을 시사한다

또한, SARIMAX 모형의 실질적인 예측력을 검증하기 위해 최근 12개월(2024년 9월~2025년 8월)의 데이터를 학습에서 배제하고 예측하는 브라켓 테스트와 잔차 분석을 수행하였다([그림 2-2]). 예측 정확도 분석 결과, 품목별 변동성에 따라 모형의 설명력에 뚜렷한 차이가 발생하였다. 상대적으로 안정적인 성장세를 보이는 비메모리 반도체의 경우 예측 정확도가 11.2%를 기록하며 실제 추세를 비교적 근사하게 예측하였으나, 최근 급격한 가격 상승과 수요 폭발이 발생한 DRAM은 큰 오차율을 기록하였다.

[그림 2-2] 전망 예시(DRAM 수출)



자료: 저자 직접 작성

특히, [그림 2-2]의 예제에서 볼 수 있듯이 백테스트 그래프상에서 모형의 예측치(파란 점선)가 실제 반등 폭(검은 실선)을 따라가지 못하고 과소 예측하는 경향이 뚜렷했다. 더욱이 가격 변동성이 높은 낸드플래시와 SRAM의 경우 매우 높은 오차율을 기록하여, SARIMAX가 최근 급변하는 시장 변동성을 설명하는 데 한계가 있음을 드러냈다.

종합적으로 SARIMAX 모형은 거시경제 변수와 수출 간의 장기적인 관계를 설명하는 데에는 유효한 도구일 수 있으나, 최근 AI 수요 급증으로 인한 반도체 붐과 같이 기술적 특이점에 의해 시장의 구조가 급변하는 구간에서는 변곡점을 정확히 포착하는 데 실패하였다.

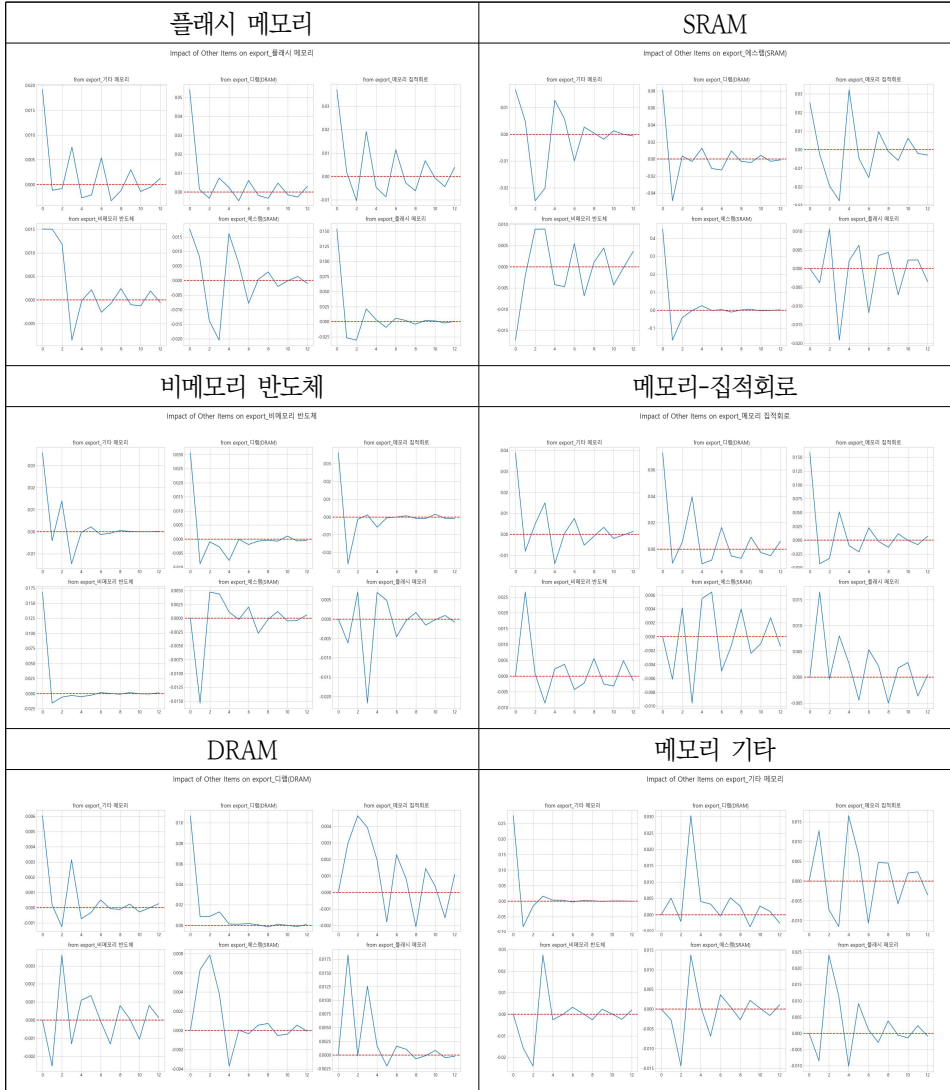
VAR

본 연구는 반도체 산업 내 다양한 품목과 지역별 시장이 주고받는 유기적인 상호작용(interaction)을 규명하기 위해, 총 8개의 핵심 변수를 하나의 벡터로 구성하여 분석 모형을 설계하였다. 분석 대상에는 DRAM, 낸드플래시, 시스템반도체, 메모리 집적회로 등 주요 수출 품목과 세계반도체시장통계(WSTS)의 미주·유럽·아태 지역 지수가 포함되었다. 이는 각 지표를 개별적으로 보는 것을 넘어, 변수들이 서로에게 미치는 복합적인 파급 효과를 포착하기 위함이다.

분석의 신뢰도를 담보하기 위해, 본격적인 모형 추정에 앞서 데이터의 통계적 안정성을 확보하는 것이 필수적이며, 이를 위하여 통계적 정상성을 확보하기 위한 전처리 과정을 선행하였다. 따라서 앞선 SARIMAX 분석과 동일하게, 데이터의 변동폭을 안정화하는 ‘자연로그(Log)’ 변환과 전월 대비 변화량을 계산하는 ‘1차 차분(Difference)’ 과정을 수행하였다. 이를 통해 불규칙한 특성을 지닌 ‘비정상 시계열’ 데이터를 분석에 안정적인 ‘정상 시계열’로 변환하였다.

최종적으로 과거 데이터가 현재에 미치는 영향력을 나타내는 최적 시차는 3개월로 도출되었다. 이는 모형의 적합도 지표인 AIC를 최소화하는 기준에 따른 것으로, 앞서 방법론인 SARIMAX 분석에서 최적으로 결정된 시차 구조와도 일치하는 결과이다.

[그림 2-3] VAR의 충격 반응 함수(Impulse Response)



자료: 저자 직접 작성

상관관계 분석 결과, DRAM 수출은 메모리 집적회로 및 WSTS 미주 지역 지수와 매우 높은 양의 상관관계를 보였다. 이는 스마트폰에 탑재되는 메모리 집적회로와 데이터센터 투자가 주도하는 미주 지역의 반도체 경기가 DRAM 수출의 핵

심 선행 지표로 작용했을 가능성을 시사한다. 즉, 미국 빅테크 기업들의 투자가 향후 3개월간 한국 DRAM 수출을 결정짓는 주요 핵심요소로 작용하였으며, 국내 수출 전망전에 미국 빅테크 기업들의 동향을 정량적으로 살펴보아야함을 시사한다.

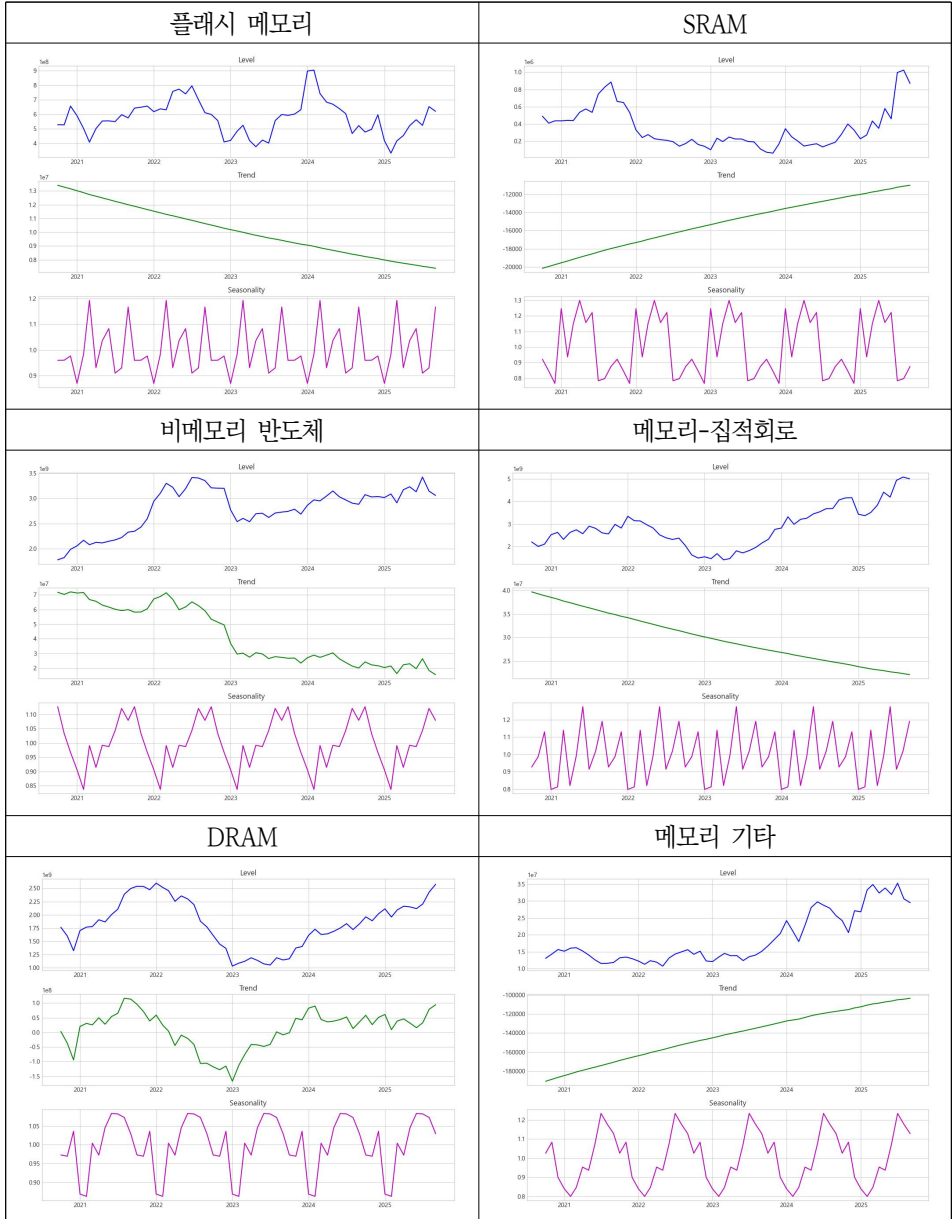
또한, 충격반응함수 분석 결과, 비메모리 반도체의 수출 충격이 발생했을 때 'DRAM' 수출은 는 약 2~3개월의 시차를 두고 본격적인 효과를 보이는 것으로 나타났다.(그림 2-3의 DRAM 참조) 이는, 통상적으로 CPU, GPU 등 연산 장치(시스템 반도체)의 사양과 물량이 먼저 결정된 후, 이에 최적화된 메모리 반도체의 발주가 뒤따르는 사실이 반영된 결과로 해석된다. 따라서 비메모리 부문의 수출 동향은 향후 분기의 메모리 경기를 예고하는 또 하나의 선행지표로 중요한 역할을 수행한다고 볼 수 있다.

마지막으로, 기타 메모리나 SRAM과 같은 품목들은 다른 주력 품목들과 낮은 상관관계 혹은 역의 상관관계를 보여, 다른 품목과연계 되지 않고 자신만의 주기성(seasonality), 자기회귀성(auto-regressive)에 크게 의존함을 보였다. 이는, 해당 품목들이 글로벌 반도체 경기의 거시적 등락에 민감하게 반응하기보다는, 특정 산업용 장비 등 고유한 수요처의 교체 주기와 공급 논리에 따라 움직이는 독립적인 시장을 형성하고 있음을 시사한다.

Holt-Winters

분석 대상 기간은 최근 5년(60개월)으로 설정하여, 과거의 오래된 데이터가 현재의 트렌드를 희석시키지 않도록 조치하였다. 데이터의 성장세는 진폭을 안정시키기 위해 앞선 방법과 마찬가지로 로그변환을 적용하였다.

[그림 2-4] Holt-Winters 성분 분해



자료: 저자 직접 작성

[그림 2-4]에서 볼 수 있듯이 DRAM과 메모리 집적회로의 경우, 시계열 분해 결과 전형적인 실리콘 사이클의 회복 국면이 선명하게 드러났다. 특히, 레벨(level) 그래프를 살펴보면, 두 품목 모두 2022년 하반기부터 시작된 침체기를 지나 2023년 중반을 기점으로 상승하기 시작하였다. 2024년부터는 AI붐을 통한 급격한 수출 증가가 지속되었다. 특히 주목할 점은 이들 품목이 가진 정교한 주기적 패턴(seasonality)이다. DRAM의 계절 지수는 0.85에서 1.10 사이를 주기적으로 오가며 전체 수출 실적을 분기별로 최대 30%까지 변동시키는 강력한 요인으로 작용하고 있는데, 이는 매년 연말의 재고 밀어내기 효과와 연초 글로벌 IT 기업들의 신제품 출시 대기 수요가 맞물려 형성된 구조적 패턴으로 해석된다.³⁶⁾ 모바일 기기에 주로 탑재되는 메모리 집적회로 역시 이와 유사하게 글로벌 스마트폰 출시 사이클과 동조화된 1년 주기의 선명한 파동을 그리며, 최근의 수출 증가가 단순한 기저 효과를 넘어선 주기적 성수기 진입과 구조적 회복이 결합된 결과임을 시사한다.

반면, 시스템 반도체를 포함한 비메모리 부문을 분해해 보면 메모리 반도체와는 확연히 다르게 꾸준한 상승 추세를 보이고 있다. 특히, 비메모리 반도체는 2021~2022년 구간에 수출 규모가 크게 증가한 후, 2023년 대부분의 반도체가 침체기를 겪었음에도 불구하고 상승 추세를 유지하였다.

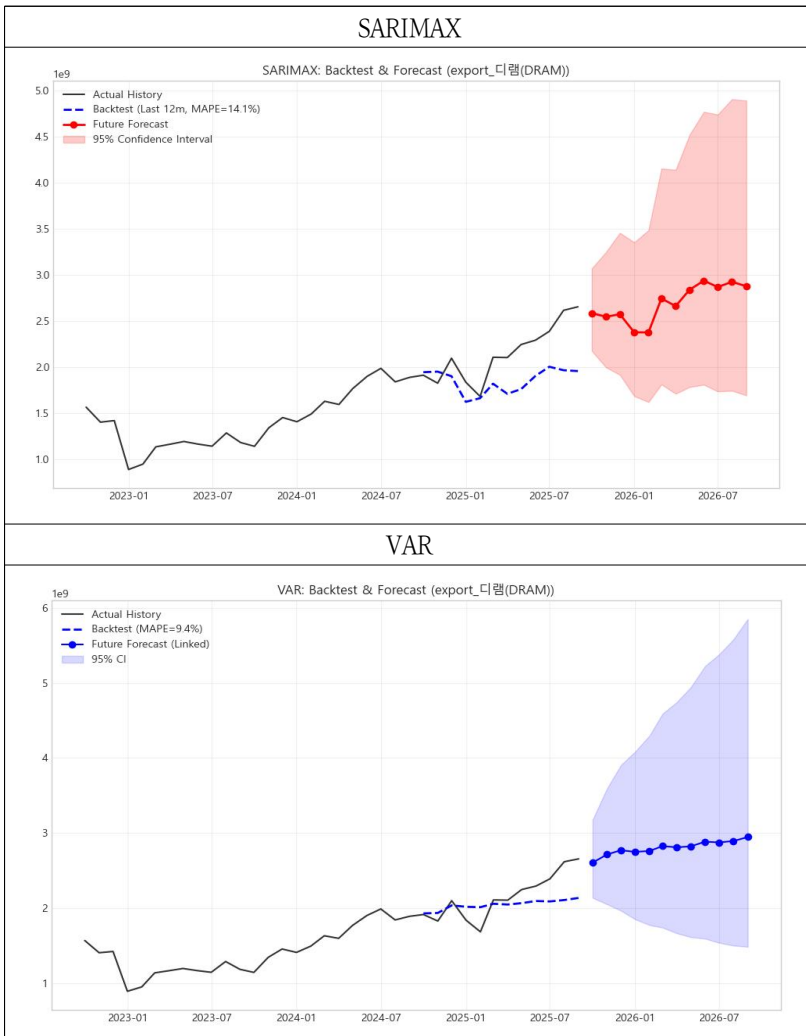
추세적으로는 팬데믹 특수가 사라지며 완만한 하향 안정화 국면에 접어들었으나, 주기적 패턴은 DRAM과 차이를 보인다. 주문형 생산이라는 특성상 진폭이 작고 불규칙한데, 이는 거시경제적 외생변수들이 해당 변수를 설명하는데 한계가 존재함을 의미한다.

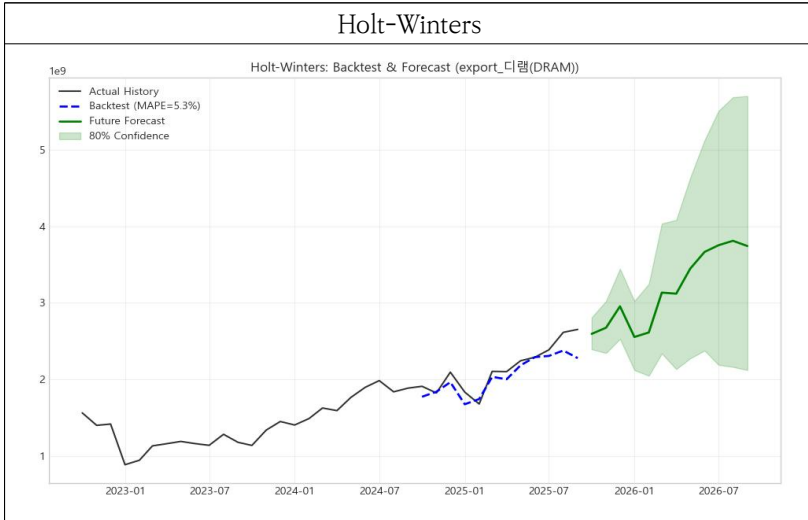
이와 대조적으로 낸드플래시(Flash Memory) 시장은 여전히 해소되지 않은 구조적 하락 압력에 직면해 있는 것으로 나타났다. 낸드플래시의 수준 그래프는 2021년 이후 지속적인 우하향 곡선을 그리고 있어, 향후 전망에 부정적으로 작용하였다.

36) 앞선 SARIMAX 결과와 계절성 측면에서 같은 함의를 가짐.

앞선 두 모형과 마찬가지로 Holt-Winters 모형은 추세 반전이 있는 경우 지수 평활법의 근본적인 문제점인 최근의 급격한 시장 변화를 충분히 반영하지 못하는 한계를 노출하였다.

[그림 2-5] 전망 모형 예시(DRAM)





자료: 저자 직접 작성

3. 소결 및 시사점

거시경제 변수를 반영한 SARIMAX 모형은 향후 반도체 시장의 완만한 상승세를 예측하였으나, 최근의 인공지능 붐에 따른 급격한 수요 증가를 충분히 반영하지 못하고 과소 예측하는 경향을 보였다. 이는 선형 결합에 기반한 모형이 시장의 구조적 급변동을 반영하지 못하며, 제한된 정보만으로는 특이 상황을 탐지하지 못한다는 모형적 한계가 존재함을 나타낸다.

반면 VAR 모형은 데이터의 안정성을 확보하는 과정에서 장기 추세 정보가 일부 소실되어, 예측 기간이 길어질수록 신뢰구간이 확산되는 불안정성을 보였다. 마지막으로 데이터 자체의 관성에 집중된 Holt-Winters 모형은 뚜렷한 주기성과 최근의 반등 추세를 정교하게 포착하며 타 모형과 달리 단기 예측 정확도를 기록하였다. 그러나 이 또한 최근 AI 붐으로 인한 수요 급증 등 변곡점에 약점을 보여 향후 무역 갈등이나 공급망 쇼크와 같은 외부 충격 발생 시 추세 전환의 전망에 한계가 존재한다.

본 분석에서는 SARIMAX, VAR, Holt-Winters의 세 가지 시계열 예측 방법론

을 적용하여 주요 반도체 품목의 향후 수출액을 추정하고 그 성능을 비교·평가하였다. 모델의 적합성 판단을 위해 평균 절대 비율 오차(MAPE, Mean Absolute Percentage Error)와 제공근 평균 제곱 오차(RMSE, Root Mean Square Error)를 통한 정확도 검증뿐만 아니라, Ljung-Box 검정을 통한 통계적 건전성 진단을 병행하였다.

분석 결과, 한국 반도체 수출의 핵심 축을 담당하는 비메모리 반도체와 DRAM 품목에서 모델은 매우 우수한 예측 성능을 보였다. 특히 비메모리 반도체는 Holt-Winters 모델과 VAR 모델 적용 시 각각 8.00%와 8.17%의 낮은 MAPE를 기록하여 10% 미만의 고신뢰도 구간에 진입하였다. 이는 비메모리 시장의 성장 추세가 비교적 안정적이며, 거시경제 변수와의 동조화 경향이 뚜렷하여 모델이 이를 효과적으로 학습했기 때문인 것으로 판단된다. 수출 비중이 가장 높은 DRAM 역시 가격 변동성이 크에도 불구하고 VAR 모델 기준 9.39%의 양호한 오차율을 기록하였다. 이는 GDP, 환율 등 거시경제 변수와의 상호 인과관계를 반영하는 다변량 모델(VAR)이 단변량 모델 대비 시장의 방향성을 포착하는 데 효과적이었음을 시사한다.

반면, 시장 규모가 축소되거나 변동성이 극심한 품목에서는 예측의 한계가 관찰되었다. 플래시 메모리의 경우 Holt-Winters 모델이 25.73%의 MAPE를 기록하며 선방하였으나 전반적으로 30% 내외의 오차를 보여, 급격한 재고 사이클과 가격 등락을 모델이 완전히 설명하기에는 어려움이 있었던 것으로 보인다. 특히 SRAM은 모든 모델에서 60% 이상의 높은 오차율을 기록하였다. 따라서 SRAM과 같은 품목은 정량적 예측보다는 정성적 시장 모니터링을 통한 보완이 필수적일 것으로 분석되었다.

모델별 성능을 종합적으로 평가할 때, 가장 안정적이고 신뢰할 수 있는 모델은 VAR인 것으로 확인되었다. VAR 모델은 주요 품목에서 낮은 오차율을 보였을 뿐만 아니라, 잔차의 자기상관성을 검정하는 Ljung-Box 테스트에서도 대부분 0.05 이상의 p-value를 확보하였다. Holt-Winters 모델 역시 비메모리와 플래시 메모

리에서 우수한 성과를 거두어, 복잡한 외생변수 없이 자체적인 추세와 계절성만을 반영하는 방식이 실무적으로 유용함을 입증하였다. 이에 반해 SARIMAX 모델은 다수의 외생변수를 처리하는 과정에서 과적합되거나 변수 추정의 불확실성이 반영되어 타 모델 대비 상대적으로 저조한 성능을 나타내었다.

결론적으로 본 연구를 통해 도출된 예측 모델은 반도체 전체 수출액의 대다수를 차지하는 DRAM과 비메모리 반도체에 대해 상대적으로 높은 정확도를 확보하였다.

그럼에도 불구하고, 전통적 계량경제 모형들은 평시의 주기성(seasonality) 추출, 단기 예측, 변수 간의 관계를 경제학적으로 설명하는 데에는 유효하나 현재와 같이 기술적 특이점과 지정학적 리스크가 공존하는 반도체 시장을 전망하기에는 많은 취약점을 노출하였다.

반도체 시장은 품목별로 상이한 주기성(seasonality)과 성장 사이클이 혼재되어 있고, 글로벌 공급망 내에서 품목 간 상호작용이 실시간으로 발생하며, 거시경제 충격에 비선형적으로 반응하는 다층적인 특성을 띤다. 따라서 단일 알고리즘의 한계를 넘어, 이질적인 데이터를 입체적으로 융합하고 과거의 특이 패턴까지 학습하여 미래의 불확실성 범위를 정량화할 수 있는 고도화된 머신러닝 방법론의 도입이 필수적으로 보인다. 이어지는 제3절에서는 머신러닝 기법인 TFT 모델을 적용하여 본 절에서 노출되었던 전통적 모형의 한계를 어떻게 극복할 수 있는지에 대해 논의하고자 한다.

〈표 2-1〉 모형별 예측 변수별 성능 분석 결과

모형	변수	MAPE(%)	RMSE(\$)	Ljung-Box(P)
SARIMAX	기타 메모리	30.03	10,901,778	0.001미만
	디램(DRAM)	12.40	331,263,090	
	메모리 집적회로	26.84	1,171,161,459	
	비메모리 반도체	11.54	432,840,006	
	에스램(SRAM)	66.25	457,265	
	플래시 메모리	51.32	269,987,613	
VAR	기타 메모리	16.76	6,457,884	0.662
	디램(DRAM)	9.39	267,209,187	0.239
	메모리 집적회로	18.93	833,919,253	0.000
	비메모리 반도체	8.17	367,992,446	0.710
	에스램(SRAM)	62.31	473,342	0.147
	플래시 메모리	30.52	149,612,682	0.298
Holt-Winters	기타 메모리	20.16	7,146,284	0.238
	디램(DRAM)	13.86	357,518,150	0.086
	메모리 집적회로	15.56	715,644,858	0.754
	비메모리 반도체	8.00	338,928,907	0.228
	에스램(SRAM)	81.87	546,388	0.763
	플래시 메모리	25.73	130,734,963	0.021

제 3 절 머신러닝을 이용한 반도체 수출 전망

1. 분석방법론

최근 반도체 시장은 미·중 기술 패권 경쟁, 글로벌 공급망의 블록화, 그리고 인공지능(AI) 산업의 급부상에 따른 반도체 수요 급증 등 전례 없는 상황에 직면해 있다. 과거 반도체 시장은 이른바 ‘실리콘 사이클’이라 불리는 3~4년 주기의 정형화된 등락 패턴을 보였으나, 최근의 시장 환경은 팬데믹 이후의 수급 불균형과 고금리 기조, 그리고 지정학적 리스크가 복합적으로 작용하며 비선형적이고 예측 불가능한 변동성을 보이고 있다. 특히, AI의 급부상으로 인한 반도체 수요 급증은 한국의 무역수지를 예견치 못한 상황에서 과거의 데이터를 선형적으로 추세 연장하거나, 단순한 이동평균에 의존하는 전통적인 시계열 분석 방법론은 한계에 봉착했다. 전통적 통계 모델들은 변수 간의 복잡한 상호작용이나 외부 충격에 의한 구조적 변화(Structural Break)를 유연하게 반영하지 못하며, 특히 단일 변수의 과거 패턴에만 의존하는 경향이 있어 글로벌 거시경제 변수와의 동조화를 포착하기 어렵다.

이에 본 연구는 최신 딥러닝 알고리즘인 TFT(Temporal Fusion Transformer) 모델³⁷⁾을 도입하여 대한민국 반도체 수출 모형을 구축하였다. 본 분석의 주된 타겟은 전통적 모형보다 더 나은 예측력을 가진 모형을 구축함에 있으며, 특히 변곡점이나 특이점에 강한 예측 모형 설립을 통해, 급격한 외생 충격이 왔을 때 시의성 높은 자료를 정책입안자에게 제공함에 있다.

TFT 방법론

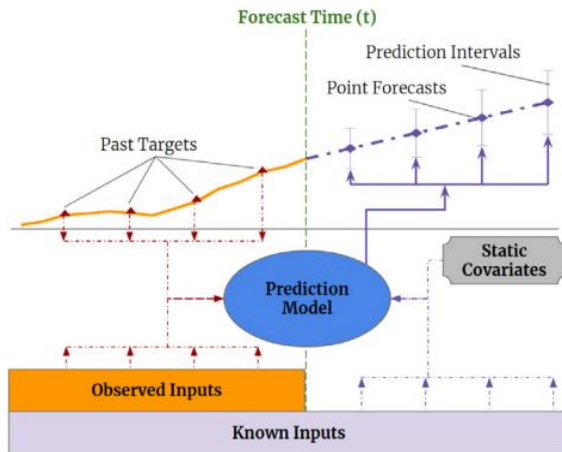
본 연구에서 핵심 예측 도구로 활용한 TFT 모델은 단기 예측, 해석력, 변수들의 비변별력 등 기존 시계열 문제를 개선하기 위해 설계된 머신러닝 아키텍처이다. 단순 전통적 통계 모형뿐만 아니라, 머신러닝의 시계열 예측에 사용되던 순환

37) Lim et al.(2021). “Temporal Fusion Transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting.”

신경망(RNN)과 장단기메모리(LSTM) 모델³⁸⁾이 순차적 정보 처리에 강점이 있다면, TFT는 어텐션(Attention) 메커니즘³⁹⁾을 추가하여 데이터의 장기 의존성과 변수 간의 상관관계를 획기적으로 개선한 모델이다.

[그림 2-6]은 단기(next-step) 예측과 달리 다중 시계열 예측 (Multi-horizon forecasting)에서 다양한 종류의 입력 데이터가 시간 축을 따라 어떻게 구성되고, 예측 모델에 어떤 방식으로 활용되는지를 설명하고 있다. 다중 시계열 예측에서는 현재 시점까지의 과거 타깃 값뿐 아니라, 과거에 관측된 여러 입력 변수들, 미래에 미리 알고 있는 시간 의존적 정보, 그리고 시간과 무관하게 변하지 않는 정적 특성 등이 함께 사용된다.

[그림 2-6] 멀티-호라이즌 예측 방식



자료: Lim et al.(2023)

- 38) 순환신경망의 경우 과거로 갈수록 기억 소실 가중치가 지수적으로 증가(또는 기억의 가중치가 지수적으로 감소)하여 국소(local) 부분에 대한 예측에만 강함. LSTM은 이 소실 부분을 완화하여 적용.
- 39) LSTM 또한 시퀀스가 길어지면 과거 정보를 잊어버리는 경향이 존재, 따라서, 기간이 길어진 과거 데이터라도 현재 예측에 중요하다면 이를 이용할 필요가 존재함. 어텐션 메커니즘은 2008년 금융위기, 경기침체, 코로나19 위기 등 특정 데이터 값을 특히 더 잘 기억하는 강화 메커니즘임.

예측 시점([그림 2-6]의 Forecast Time) 왼쪽 부분은 과거 구간으로, 실제 관측된 변수들이 존재하는 영역이다. 모델은 이 구간에서 데이터의 패턴을 학습하게 된다. 관측된 마지막 시점을 기준으로 오른쪽 구간은 미래를 나타내며, 이 구간에서는 단계별 예측이 아닌 향후 여러 시점에 대한 예측을 동시에 수행한다.

미래 구간에는 다양한 종류의 변수(input)가 존재한다. '사전에 확정된 변수'는 미래에도 값이 확정적으로 주어지는 변수로 이미 계획된 이벤트와 같이 일정 수준에서 알 수 있는 정보들을 포함한다(쉬운 예: 계절성, 크리스마스, 추석 등). 이러한 변수들은 예측 시점 이후에도 값을 알고 있어서 모델이 미래 패턴을 안정적으로 추론하는 데 중요한 역할을 한다. '과거에는 관측되었지만 미래에는 알 수 없는 변수들'의 경우 일반적으로 다른 시계열의 관측값이나 외부 요인의 변화 등으로 예측 시점 이후에는 값을 직접 사용할 수 없기 때문에 모델이 이를 예측하거나 간접적으로 처리해야 하는 어려움이 존재한다. 시간과 무관하게 변하지 않는 정적 공변량(static covariates)은 매장의 위치, 상품의 종류, 지역 특성처럼 시계열 전체의 수준이나 패턴에 영향을 줄 수 있는 변수들로, 모델이 예측을 수행할 때 일종의 맥락 정보로 사용된다. 반도체 수출의 경우 수출 의존도가 높은 미국과 중국의 경제 상황 및 지표 등이 이에 해당할 수 있다.

기존의 시계열 예측 모델들은 입력 변수가 가진 구조적 차이를 충분히 반영하지 못한 채, 모든 데이터를 단일한 시계열 흐름으로 간주하는 경향이 있었다. 예를 들어, 순환신경망 등 과거 머신러닝 포함 기존 모형들은 과거 관측값과 미래 시점에 대한 정보가 서로 다른 성격을 갖는다는 점을 고려하지 못하고, 정적 변수 역시 시점별 입력에 단순 병합하는 방식으로 처리해 그 변수가 시계열 전체의 패턴을 결정짓는 맥락적 역할을 제대로 반영하지 못했다. 특히, 머신러닝에서 이야기하는 자기회귀(autoregressive) 모형⁴⁰⁾들은 미래의 외생변수까지 모두 알려져 있다고 가정하는 경우가 많아, 실제로는 미래에 값이 존재하지 않는 관측값을 사용해야 할 때 예측 오차가 누적되는 구조적 한계를 갖고 있었다. 반면 TFT는 사용

40) 계량경제학의 자기회귀와 다소 차이가 존재하여 주의가 필요함

하는 데이터들의 이질성과 역할을 고려하여 처리하는 아키텍처를 도입한다. 정적 공변량을 통해 시계열 전체의 문맥 정보로 활용하고, 과거 관측 변수와 미래에 사전에 확정된 변수는 서로 다른 경로로 인코딩해 각 변수의 성격을 그대로 보존할 수 있다.

TFT의 가장 큰 장점 중 하나는 변수 중요도 학습 네트워크(Variable Selection Network)의 적용이라는 것이다. 반도체 수출에는 환율, 유가, 미국의 기준금리, 중국의 GDP, 글로벌 반도체 지수(WSTS) 등 수많은 거시경제 변수가 영향을 미친다. 그러나 모든 변수가 항상 중요한 것은 아니다. 과거에는 중요하게 여겨졌던 변수들이 최근에는 무관할 수 있으며, 반대로 과거에는 무관했던 변수들이 현재에는 중요하게 작용할 수 있다. 예를 들어, 중국 GDP의 경우 2000년 이전 한국에 반도체 시장에 미치는 영향과 2010년 이후 한국 반도체 시장에 미치는 영향이 맥락상 다르게 작용하여야 한다. 이러한 예제에서 볼 수 있듯이, TFT 모델은 각 시점마다 어떤 변수가 타깃(본 연구의 경우 대한민국 반도체 수출액) 예측에 유의미한 정보를 제공하는지를 스스로 학습하고 가중치를 부여한다. 즉, 변수들간의 작용이 영원 불변이 아닌 상황에 따라 유연하게 변화시켜 전망 효율성을 높일 수 있다.

또한, TFT는 어텐션 메커니즘의 활용으로서 과거 데이터에 대한 중요성을 강조한다. 특히, 이러한 과거 데이터가 변곡점을 경험했던 여러 변수 간의 상호작용을 기억함으로써 단순 이상치로 취급하는 것이 아니라 비슷한 특이 상황이 왔을 때 예측력을 강화하는 작용을 한다. 예를 들어, 2008년 금융위기나 2020년 코로나 19 팬데믹과 같은 과거의 충격 패턴이 현재의 유사한 경제 상황에서 어떻게 재현될 수 있는지를 모델이 참조할 수 있게 함으로써, 급격한 시장 변화 구간에서의 예측력을 강화한다. 직관적으로, 2019년 시점에서 코로나19가 올 것이라고 예상은 할 수 없지만, 코로나19가 온 2020년 3월 상태에서의 다음 기 예측에 이점이 존재한다.

셋째, 게이팅 메커니즘의 도입이다. 딥러닝 모델은 때때로 데이터의 깊이가 깊어질수록 학습 효율이 떨어지는 기울기 소실 문제를 겪는다. TFT는 게이팅 메커니즘을 통해 정보의 흐름을 제어한다. 즉, 새로운 정보가 들어왔을 때 기존의 기

역을 얼마나 유지할지, 혹은 새로운 정보를 얼마나 받아들일지를 수학적으로 조절함으로써 불필요한 데이터 처리를 최소화하고 모델의 학습 효율을 극대화한다.

마지막으로, 분위수 회귀(Quantile Regression)를 통해 불확실성을 정량화할 수 있다. 대부분의 예측 모델은 미래의 특정 시점에 대한 하나의 값과 신뢰구간을 제시한다. 그러나 변동성이 극심한 반도체 시장에서 이러한 점 추정은 리스크 관리 측면에서 불완전한 정보를 제공할 수밖에 없다. 본 연구의 TFT 모델은 예측 대상의 10%, 50%, 90% 분위수를 동시에 예측하도록 손실 함수가 설계되었다. 이를 통해 미래 수출액의 예상 범위를 도출하였으며, 이는 의사결정권자가 최악의 시나리오와 최선의 시나리오를 동시에 고려하여 리스크를 헷지할 수 있는 근거를 제공한다.

실행방법

본 연구에서 활용한 TFT 모델은 시계열 데이터 처리를 위한 순환신경과 장기 의존성 학습을 위한 어텐션 메커니즘이 결합된 하이브리드 구조를 갖추고 있다. 이러한 복합 아키텍처는 다량의 행렬 연산을 수반하므로, CPU 단독 연산으로는 학습 효율이 저하될 우려가 있다. 이에 본 연구는 AMD Ryzen 9 5900X의 고속 데이터 전처리 능력과 NVIDIA GeForce RTX 4090(24GB VRAM)의 대규모 병렬 연산 능력을 결합한 환경에서 분석을 수행하였다. 구체적인 Python 구현 단계에서는 PyTorch 프레임워크의 CUDA 백엔드를 활성화하여 GPU 가속을 적용하였다.

수집된 거시경제 및 반도체 수출 데이터는 원본 그 자체로는 TFT 모델에 입력될 수 없다. 본 연구에서는 원천 데이터를 모델이 학습할 수 있는 형태인 3차원 텐서(Batch×Time×Feature) 구조로 변환하기 위해 다음과 같은 단계적 데이터 파이프라인을 구축하였다.

연속된 시계열 데이터를 학습 데이터세트와 검증 데이터세트로 분할하기 위해 슬라이딩 윈도우 기법을 적용하였다. 인코더 길이는 과거 24개월의 데이터를 참조 구간으로 설정하였다. 즉, 본 연구에서 사용한 모델은 예측 시점 기준 과거 2년치

의 패턴(수출 추이, 경기 사이클 등)을 조희하여 현재의 상태를 진단하도록 설계하였다.

단기적인 월별 변동뿐만 아니라 연 단위의 예측이 가능하도록 설계하기 위하여, 디코더 길이는 향후 12개월을 예측 구간으로 설정하였다. 이와 같이 참조 구간과 예측 구간이 결정되면, 각 원도별로 정적 공변량, 과거 관측 변수, 미래에 사전에 알려진 변수를 구분하여 모델 구조를 구성하였다.

(1) 정적 공변량(Static Covariates): 품목과 같이 시간이 지나도 변하지 않는 속성은 정적 변수로 지정하여, 모델이 DRAM과 시스템반도체의 근본적인 특성 차이를 구분하도록 임베딩하였다.

(2) 사전에 알려진 시계열 변수(Known Time-varying Inputs): ‘월(Month)’ 정보나 ‘분기(Quarter)’ 정보와 같이 미래 시점에도 확실하게 알 수 있는 데이터는 별도로 처리하여, 모델이 반도체 시장 특유의 주기성(seasonality)을 명확히 학습하도록 유도하였다.

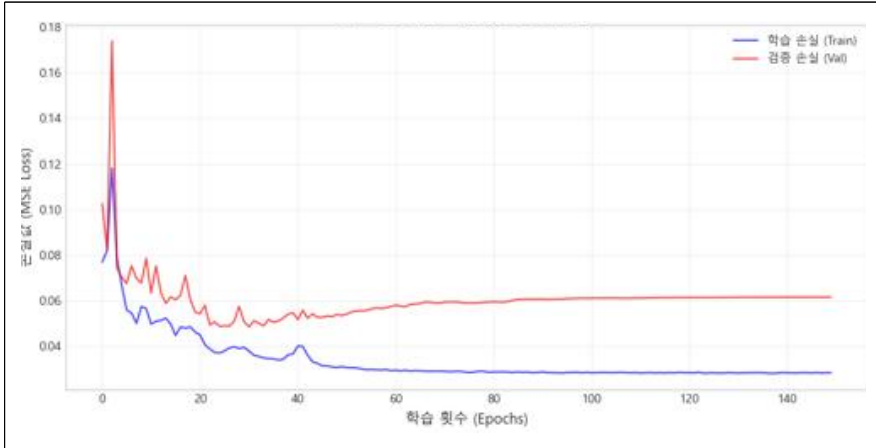
(3) 관측된 시계열 변수(Observed Time-varying Inputs): 환율, 유가, 반도체 지수(WSTS) 등 과거에는 알았으나 미래는 불확실한 거시경제 변수들이 이에 해당한다. 이를 통해 모델은 과거의 거시경제 변수와 수출액 간의 상관관계를 학습하고, 이를 바탕으로 미래의 불확실성을 고려한 예측을 수행하게 된다.

마지막으로, 각 제품군(DRAM, 낸드 등) 간의 수출액 규모 차이가 매우 크기 때문에(수조 원 vs 수천억 원), 규모가 큰 품목의 손실이 학습을 지배하는 문제를 완화하기 위해, 품목별 정규화를 적용하였다.

2. 데이터 처리 및 모형 성능 진단

데이터 전처리 과정에서는 수출액과 같은 타깃 변수와 GDP 등 거시 변수의 스케일 차이를 보정하기 위해 로그 변환을 수행하였으며, 분기별로 발표되는 데이터는 선형보간법을 통해 월별 데이터로 변환하여 시계열의 연속성을 확보하였다.

[그림 2-7] 모형 학습곡선



자료: 저자 직접 작성

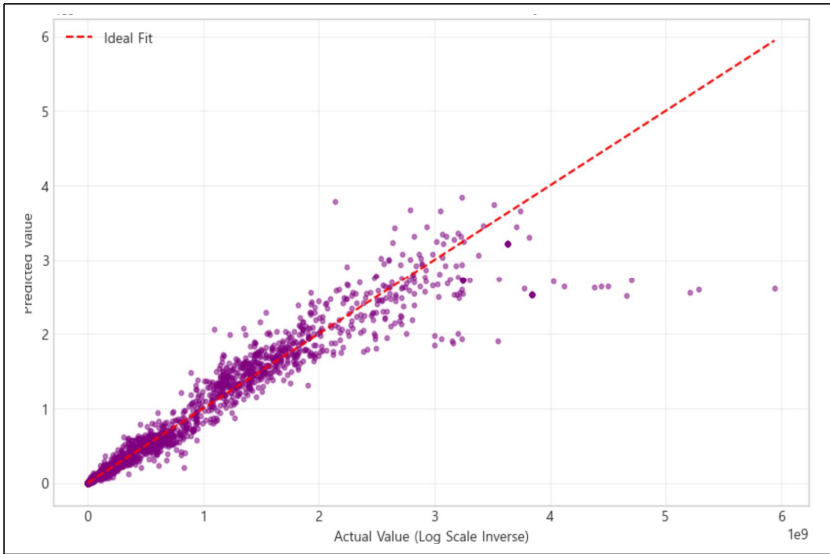
모델의 학습 결과와 성능 진단 지표를 면밀히 분석한 결과, 몇 가지 중요한 시사점이 도출되었다.

[그림 2-7]은 에포크⁴¹⁾ 진행에 따른 모델의 학습 안정성과 일반화 성능을 나타낸다. 학습 초기(0~10 epoch), 학습 손실(청색)과 검증 손실(적색)이 모두 가파르게 하락하며 모델이 데이터의 주요 패턴을 빠르게 학습하는 수렴 과정을 보여주었다.

그러나 약 30~40 epoch 구간을 기점으로 두 곡선의 추세가 뚜렷하게 분리되는 현상이 관찰되었다. 학습 손실은 지속적으로 감소하여 0.03 수준에서 안정화되는 반면, 검증 손실은 약 0.05~0.06 구간에서 하락을 멈추고 미세하게 상승하며 횡보하는 경향을 보였다. 이는 모델이 학습 데이터에 과도하게 최적화되어 새로운 데이터에 대한 예측력이 떨어지는 과적합 단계에 진입했음을 시사하며, 향후 모델 학습 시 최적 epoch 구간을 재설정하거나 다중공선성(Multicollinearity)이 있는 변수들을 최대한 소거하여 학습 효율성을 높이는 것이 바람직할 것으로 예상된다.

41) 전체 학습 데이터세트를 모델이 한 번 모두 학습하는 횟수.

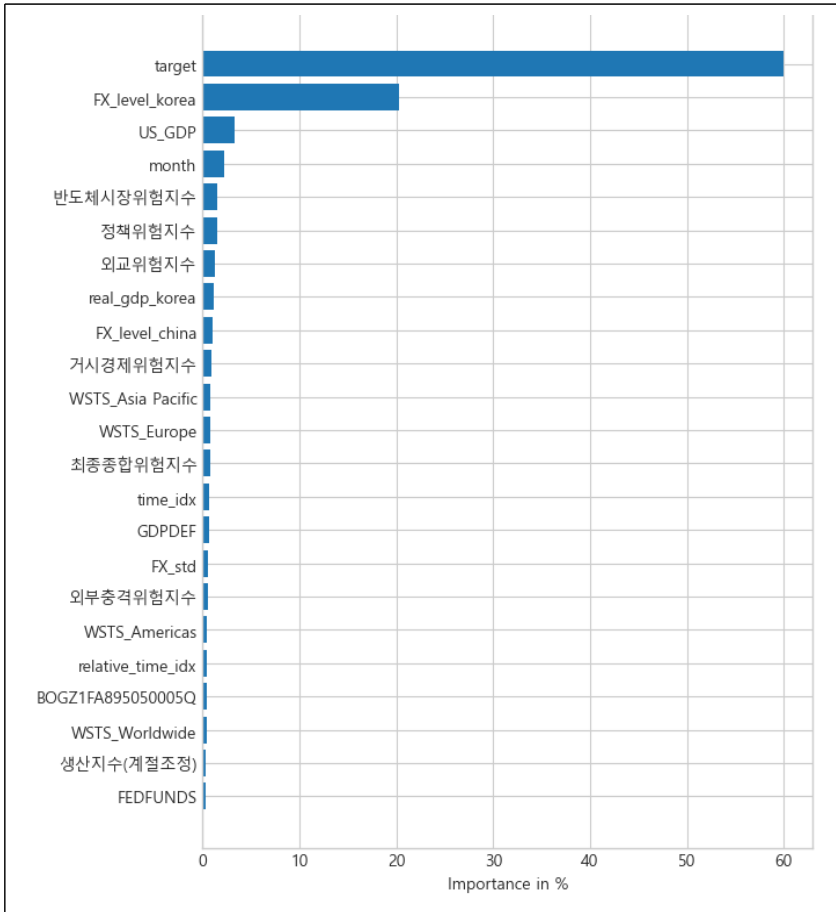
[그림 2-8] 예측 정확도 산점도



자료: 저자 직접 작성

또한, 모델의 설득력을 검증하기 위하여 데이터의 시작 시점부터 종료 시점까지 슬라이딩 윈도우 방식으로 이동하며 수백 번 이상의 반복 예측을 수행하였다. 그 결과 [그림 2-8]처럼 모형이 예측한 값과 실제 값에 45도 선에 집중되어 있어 뛰어난 예측력을 가지고 있음을 보였다. 다만, 실제 데이터에서 보았을 때 2008년 리먼 브라더스 사태 당시의 반도체 수출 급락이나 최근의 AI 수요 급증으로 인한 반도체 수출 증가 현상에는 실제 값과 큰 오차가 존재함을 알 수 있었다(그림2-8의 45도 선에서 크게 벗어난 데이터 값).

[그림 2-9] 변수 중요도



자료: 저자 직접 작성

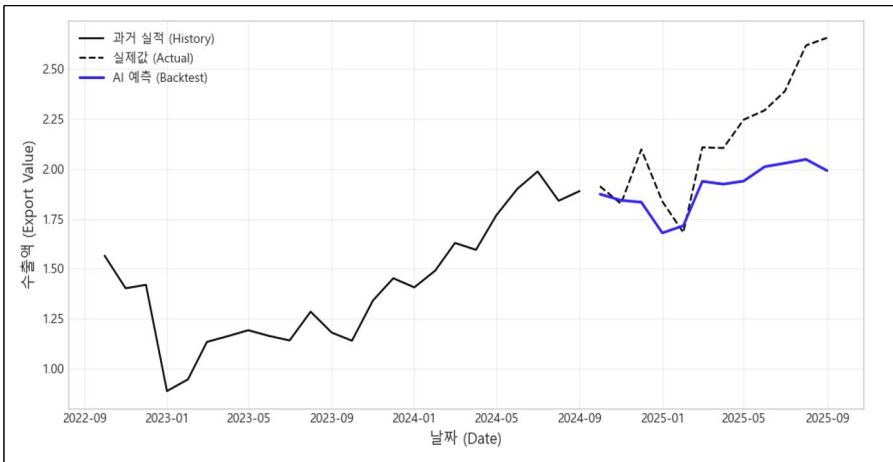
다음은 모델 예측에 있어, 어떠한 변수들이 중요하게 작용했는지를 보았다. 그 결과, [그림 2-9]에서 차트 최상단에 위치한 종속 변수 자체의 패턴이 전체 중요도의 약 60%를 차지하고 있어, 미래 전망을 위해서는 각종 외부 요인들보다 과거의 지표 값 그 자체를 가장 신뢰하고 있다고 해석할 수 있다.

그다음으로 주목해야 할 변수는 한국 환율이다. 약 20%의 중요도를 보이며 2위를 차지했는데, 이는 모델이 타깃 변수의 변동을 설명하는 데 있어 환율이 핵심적

인 요소로 작용하고 있음을 의미한다. 특히, 전체 연구에서 큰 비중을 차지하는 위험 지수(반도체시장위험지수, 정책위험지수, 외교위험지수)가 기존의 전통적인 주요 변수들을 능가하는 높은 설명력과 예측력을 지닌다는 점을 본 모형을 통해 입증하였다.

[그림 2-10] 과거 데이터 검증(예: DRAM 수출액)

(단위: 10억 \$)



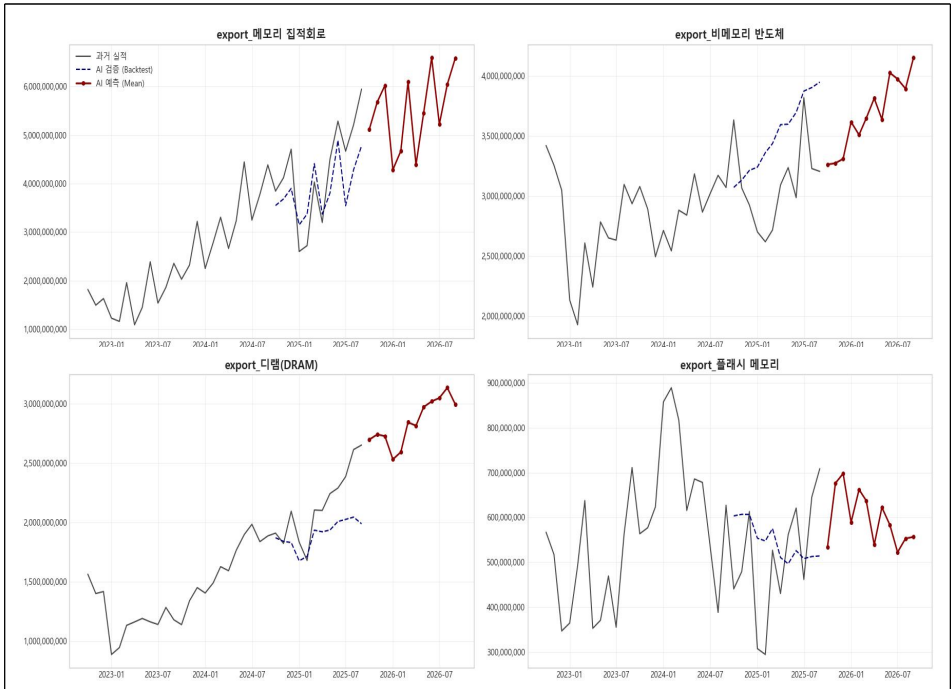
자료: 저자 직접 작성

마지막으로, [그림 2-10]에서 볼 수 있듯이 모델의 실질적인 예측력을 검증하기 위해 최근 12개월(2024년 7월~2025년 7월)의 실적 데이터를 학습에서 배제하고, 과거 데이터만으로 해당 기간을 예측하는 브라켓 테스트(Bracket Test)를 수행하였다. 그 결과, 수치적인 절대 레벨에서의 일부 오차(MAPE 기준 약 10% 내외)는 존재하였으나 수출액이 V자 반등하는 추세를 잘 반영하였으며, 변곡점과 상승 추세의 기울기는 실제 실적과 매우 유사하게 추적하는 것으로 나타났다. 이는 TFT 모델이 절대적인 수치와 최근 폭발적인 DRAM 수요를 예측하기에는 한계점이 있음에도 불구하고, 적어도 다른 모형과는 달리 시장의 방향성과 추세를 예측하는 데 탁월한 성능을 발휘하고 있음을 시사한다.

3. 결과

[그림 2-11] 주요 반도체 품목 수출액 전망

(단위: \$)



자료: 저자 직접 작성

TFT 모델을 통해 도출된 향후 12개월(2025년 하반기~2026년 상반기)의 주요 품목별 수출 전망은 과거의 동조화된 ‘반도체 사이클’ 개념에서 벗어나 품목별로 차별화된 회복 경로를 보일 것임을 강력하게 시사하고 있다.

DRAM 부문의 경우 전체 반도체 품목 중 가장 가파른 성장세를 보이고 있고, 이는 한동안 지속될 것으로 전망된다. [그림 2-11]의 좌측 하단 그래프를 분석해 보면, DRAM의 수출 실적은 지난 2023년의 낮은 성장세를 지나 반등에 성공하였으며, 향후 12개월간은 지속적으로 상승할 것으로 전망된다. 특히, DRAM 전망에 있어 예측한 미래 추세선(붉은 실선)의 기울기가 전년 동기 대비 기저 효과에 의

한 단순 회복을 넘어 12개월간의 전례없는 상승세를 전망하고 있다는 점은, 반도체 수출 시장의 구조적 분기점에 도달했을 가능성을 시사한다. 이러한 정량적 모형 전망의 뒷 배경에는 생성형 AI 등 데이터센터 인프라 구축을 위한 고대역폭메모리(HBM) 선점 경쟁과 일반 서버 시장에서의 DDR5 교체 수요가 동시에 폭발하는 현상이 존재한다고 보여진다.

이러한 우수한 예측력에도 불구하고, 백테스트(Backtest) 결과인 파란색 점선이 실제 실적(검은 실선)과 다소 차이가 존재함을 보인다. 이는 아무리 개선된 모형이더라도 백테스트의 경우 지난 7월 시점에서 예측해야 하기 때문에, 최근 HBM 과수요 예측은 과거 데이터만으로는 한계가 존재함을 의미한다.

2026년 상반기에는 월 수출액이 상승세를 지속하며 과거 호황기 수준의 고점을 상회할 가능성이 높다. 다만, 현재 관측되는 과수요가 일시적인 수급 불균형에 따른 현상인지, 혹은 반도체 시장 구조 변화에 따른 지속적 수요 확대인지를 면밀히 판단할 필요가 있으며, 이에 따라 향후 추세의 지속성에 대한 평가가 달라질 수 있다. 따라서, 이러한 예측을 보완하기 위해서는 AI와 관련된 수요가 시장 과열인지 아닌지를 측정할 수 있는 지표가 추가적으로 필요하다.

시스템반도체를 포함한 비메모리 부문의 전망은 메모리 반도체와는 확연히 다른 ‘계단식 성장’ 패턴을 보여준다. 그래프상에서 관측되는 계단식 모양의 단기 변동성은 파운드리(위탁생산) 산업 특유의 수주 및 납품 주기에 따른 주기적(seasonality) 요인이 강하게 반영된 결과로 보인다. 그러나 이러한 주기성 및 계절성을 관통하는 장기 추세선은 명확하게 우상향하고 있다. 또한, 비메모리 반도체 수출이 향후 12개월간 월평균 3조 5,000억 원에서 4조 원 사이를 기록할 가능성이 존재한다.

낸드플래시 및 기타 메모리 부문(그림 2-11의 우측 하단)은 DRAM에 비해 상대적으로 험난하고 불확실성이 높은 회복 경로를 예고하고 있다. 예측 그래프를 살펴보면, DRAM의 매끄러운 상승 곡선과 달리 낸드플래시는 2025년 하반기에도 등락을 거듭하는 ‘N자형’ 또는 ‘W자형’의 복잡한 패턴을 보일 것으로 전망

된다.

마지막으로, 메모리 집적회로 부문(그림 2 - 11 좌측 상단)은 뚜렷한 주기적 패턴을 동반한 파동형 성장을 예고하고 있다. MCP는 주로 스마트폰에 탑재되는 복합 메모리 제품으로, 글로벌 스마트폰 제조사들의 신제품 출시 주기(주로 상반기 및 하반기 초)에 맞춰 수출량이 급증했다가 조정받는 패턴을 반복한다. TFT 모형은 2025년 상반기와 하반기 초입에 각각 강력한 수출 스파이크(Spike)가 발생할 것으로 예측하였다. 이는 온디바이스 AI(On-Device AI) 기능이 탑재된 신형 스마트폰 출시 경쟁이 본격화되면서, 기기당 탑재되는 메모리 용량이 증가하는 효과가 수출 실적에 직접적인 영향을 미칠 것임을 시사한다. 백테스트 결과에서도 모델은 과거의 주기적 피크 시점을 정확하게 포착하고 있어, 해당 예측의 신뢰도는 매우 높다고 판단된다.

4. 시사점

본 연구는 기존의 선형적 시계열 분석이 갖는 한계를 극복하고, 급변하는 글로벌 거시경제 환경 속에서 대한민국 반도체 수출의 방향성을 정밀하게 진단하기 위해 최신 딥러닝 알고리즘인 TFT를 도입하였다. 분석의 신뢰도를 확보하기 위해 환율, GDP, 금리 등 이질적인 거시경제 데이터를 통합하는 다변량 시계열을 사용하였으며, 신경망을 통해 시장에 실질적인 영향을 미치는 핵심 선행지표 및 변수들을 모델이 스스로 식별하도록 설계하였다. 또한, 최근 12개월(2024년 7월 ~2025년 7월)의 백테스트(Bracket Test)를 통해 모델의 설명 능력을 검증하였다.

머신러닝의 분석결과, 기존의 전통적 모형들은 과거의 추세나 주기성이 미래에도 선형적으로 지속될 것이라는 가정에 의존하기 때문에, 최근 인공지능 산업의 급부상과 같은 기술적 특이점에 의한 구조적인 변화를 반영하는 데 명확한 한계를 드러내었다. 반면 TFT 모형은 관련 변수들과 반도체 품목 간의 다차원적인 상호작용을 심층 학습함으로써 단순한 경기 순환, 주기적 성질(seasonality) 등을

넘어선 구조적 성장의 맥락을 정확히 짚어내었다.

전통적 시계열 방법 중 VAR 및 SARIMAX와 같은 선형 모형의 경우, 국면 전환이나 급격한 환경 변화가 발생하더라도 이를 구조적 변화로 인식하기보다는 일시적 충격 또는 아웃라이어로 처리하는 경향이 강해, 추세 전환을 반영한 전망 수정에는 근본적인 한계를 보였다.

이와 비교할 때 Holt-Winters 방법은 구조적 변곡점에서 상대적으로 낮은 오차를 보였으나, 지수평활법의 구조적 한계로 인해 최신의 추세를 과도하게 반영함으로써 일시적 호조를 구조적 변화로 해석하는 과추정 경향이 존재하였다.

반면, TFT의 경우도 비슷한 문제에 직면하였지만, Holt-Winters와 달리 추세가 꺾이는 순간 과거의 유사사례를 즉각 학습하여 수정하는 모습을 보였다. 쉽게 말해, 둘 다 과예측의 위험성은 존재하나 새로운 데이터가 관측되는 경우 수정하는 속도 면에서 TFT가 월등한 능력을 지녔다고 말할 수 있다.

머신러닝을 통한 정량적 데이터 종합분석 결과, 대한민국 반도체 산업은 대내외적 변동성이 커지는 가운데도 메모리 수요 확산으로 인한 뚜렷한 상승세 국면에 진입했음을 확인하였다. 특히 AI 인프라 투자 확대가 영구적 구조 변화를 견인하는 경우 이러한 수요 증가는 향후 반도체 수출이 단순 사이클을 넘어 새로운 차원의 성장을 지속할 것임을 의미할 수 있다.

제 4 절 소 결

본 장에서는 대내외적 불확실성이 가중되는 글로벌 반도체 시장 환경 속에서, 보다 정확한 수출 전망을 도출하기 위해 전망 모형을 구축하였다. 특히, 전망 모형의 신뢰성과 정확성을 제고하기 위해서 딥러닝 기반의 TFT 모형을 구축하고, 향후 12개월간의 반도체 수출을 전망하였다.

또한, 전통적인 계량경제 모형(SARIMAX, VAR, Holt-Winters)과 최신 딥러닝 기반의 TFT(Temporal Fusion Transformer) 모형의 예측 성능과 실효성을 비교·검증한 결과, 전통적 계량 모형들은 시계열 데이터가 내포한 고유의 주기적 성질과 장기 추세를 설명하는 데에는 일정한 유용성을 보였으나, 급격한 시장의 변동에 구조적 변화가 아닌 아웃라이어로 인식하는 등 변곡점을 포착하는 데 한계를 보였다. SARIMAX, VAR, Holt-Winters 모형은 인공지능 산업의 급부상으로 인한 전례 없는 수요 폭발과 HBM 중심의 시장 재편 과정을 과소 예측하는 경향을 보였다. 이는 과거의 선형적 데이터 패턴과 단변량 중심의 분석 틀이 생성형 AI, 데이터센터 등 최근 폭발하는 반도체 시장 수요를 인지하기에는 한계가 존재함을 시사한다.

반면, 본 연구에서 도입한 TFT 모형은 이러한 전통적 방법론의 한계를 효과적으로 보완하며, 급변하는 시장 환경에 대응할 수 있는 뛰어난 예측력을 입증하였다.

더욱이, 본 연구를 통해 새롭게 구축된 비정형데이터 기반의 ‘반도체 시장 위험지수’를 핵심 설명변수로 통합하여 학습함으로써 시장의 비선형적 움직임을 정교하게 추적하였다. 특히 변수 중요도 분석 결과 위험지수가 높은 기여도를 보였다는 점은, 정량적 통계 데이터에 뉴스 텍스트 등 정성적 리스크 요인을 결합한 분석이 예측 정확도 제고에 실질적으로 기여했음을 보여주며, 이는 본 연구의 중요한 의의로 평가할 수 있다.

딥러닝 기반으로 예측한 부분을 종합적으로 보았을 때, 반도체 산업은 단순한 경기 변동적 성질을 넘어서 AI라는 새로운 기술 패러다임이 견인하는 새로운 레

짐에 진입한 것으로 판단된다. 따라서 향후 수출 전망과 정책 수립은 전통적 계량 모형을 이용한 과거 데이터의 관성적 연장이 아닌, 시장의 구조적 변화와 잠재적 리스크를 실시간으로 인지하고 학습할 수 있는 고도화된 예측 시스템에 기반하여 이루어져야 할 것이다. 본 연구에서 제시한 TFT 모형과 시장 위험지수의 활용은 이러한 선제적이고 시의적인 의사결정을 지원하는 핵심적인 분석 도구가 될 것으로 기대된다.

제 3 장 반도체 분야 공급망 네트워크 구축

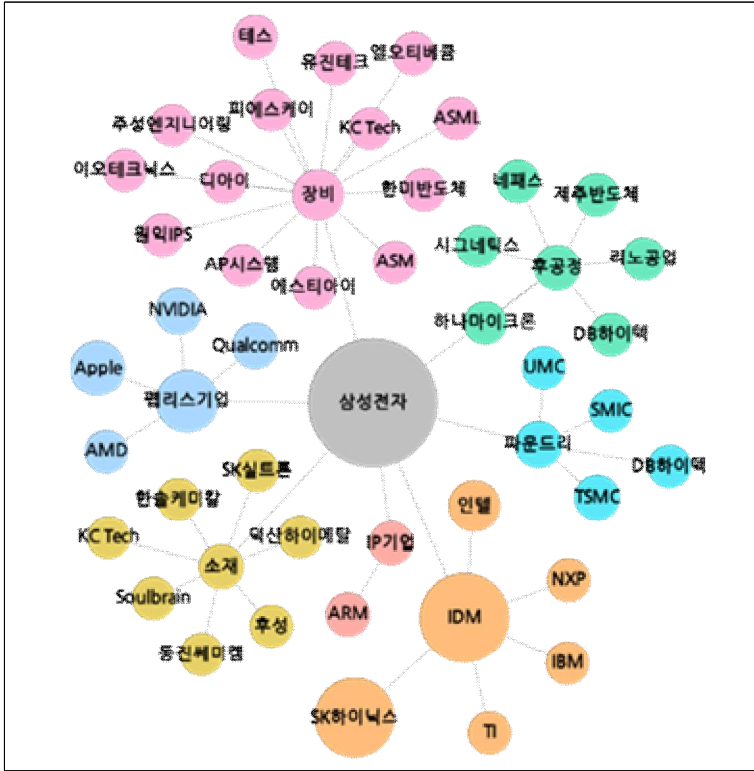
제 1 절 반도체 시장 거래 관계 DB 구축

1. 개 요

가. 연구 배경

2차 연도 연구를 통해 비정형 뉴스 데이터 기반의 반도체 분야 관계망 네트워크를 구축하였다. 해당 관계망 네트워크는 반도체 산업 내 주요 기업 간의 연관성을 파악하는 데 일정 부분 기여하였으나 한계점이 존재한다. 2차 연도 관계망은 기업 간 단순 동시 출현 빈도수를 기반으로 구축되었다. 뉴스 기사에는 여러 기업에 대해 각각 설명하는 내용의 기사나 뉴욕 증시, 코스피, 주식 등과 관련된 기사가 포함되어 있어, 한 뉴스 기사에 언급되는 기업의 수가 3개 이하인 뉴스 기사만을 활용하여 관계망을 구축하였음에도 불구하고, 실제 거래나 협력 등 관계성이 없는 기사들이 포함되어 관계망이 구축되었을 가능성이 있다. 또한 삼성전자, SK하이닉스와 같은 특정 기업에 대한 데이터 편향이 심해 왜곡된 네트워크가 생성되었을 가능성이 있다. 이는 데이터를 확보하기 위한 수집 채널을 전문성이 높은 뉴스 기사가 아닌 네이버 포털 등의 일반적인 기사들을 많이 포함하면서, 자연스럽게 인지도가 높은 기업들 위주로 기사들을 많이 생성하는 환경에 기인한 한계점이다.

[그림 3-1] 2차 연도 삼성전자 관계망



출처: 저자 직접 작성

비정형데이터 기반 관계망이 반도체 산업의 실제 거래 흐름을 반영하지 못하고 있다는 점에서 보다 정량적이고 실증적인 데이터 기반의 공급망 구축이 필요하다.

나. 연구 목적

본 연구는 반도체 산업 내 기업 간 거래 관계를 실거래 데이터 기반으로 분석하여, 산업별 공급망 구조를 실증적으로 파악하는 것을 주요 목적으로 한다. 반도체 산업은 소재, 부품, 장비, 설계, 제조, 후공정 등 다수의 세부 분야가 유기적으로 결합된 복잡한 산업 구조를 갖추고 있으며, 각 단계는 국내외 수많은 기업과 복잡한 거래망을 통해 연결되어 있다. 이러한 공급망의 특성은 글로벌 경기 변동, 지정학적 리스크, 기술 혁신 속도 등에 따라 민감하게 변화하기 때문에, 이를 정확

하고 시의성 있게 파악하는 것은 국가 산업 경쟁력 확보와 정책 의사결정에서 매우 중요한 과제이다.

그러나 기존의 공급망 분석은 주로 뉴스 기사, 보도자료 등 비정형 텍스트 데이터를 기반으로 한 추론적 접근에 의존해 왔다. 이러한 방식은 산업 내 다양한 기업 간의 잠재적 연관성을 폭넓게 포착할 수 있다는 장점이 있으나, 실제 거래가 존재하지 않는 경우에도 네트워크가 형성되는 한계를 내포하고 있다. 특히 2차 연도 연구에서 구축된 뉴스 기반 관계망의 경우 기업 간 단순 동시 출현 빈도수에 기초하고 있어 주식 정보, 해외 동향 기사 등 실질적 거래 관계와 무관한 기사가 네트워크에 포함되었을 가능성이 존재한다. 또 대중적 인지도가 높은 일부 대기업에 데이터가 편중되면서 네트워크 구조가 왜곡될 위험도 있다.

이러한 한계를 극복하기 위해, 본 연구에서는 실제 거래 데이터를 기반으로 한 공급망 네트워크를 새롭게 구축한다. 다만, 반도체 분야 전체 기업의 거래 데이터를 포괄적으로 수집하는 데에는 현실적인 제약이 존재한다. 이에 따라 특정 반도체 산업들을 중심으로 각 기업의 거래처 정보를 수집하고, 이를 통해 산업 간 거래 흐름을 구조화하고자 한다.

본 연구는 실제 거래 데이터 기반 공급망 네트워크 구축을 수행함으로써, 반도체 산업의 실질적인 기업 간 연결 구조를 규명하고, 산업 내 가치사슬 및 주요 공급 경로를 객관적으로 파악하는 데 목적이 있다. 이를 통해 정책적·전략적 의사결정을 지원할 수 있는 근거 자료를 마련하고, 향후 반도체 산업의 리스크 관리 및 경쟁력 강화에 기여하고자 한다.

다. 거래 데이터 수집

1) 수집 범위 및 기준

본 연구에서는 반도체 산업 공급망의 실질적인 구조를 파악하기 위해, 특정 산업군을 기준으로 기업 개요, 재무 정보, 거래 관계 정보 데이터를 수집하였다. 데이터는 NICE평가정보를 통해 확보하였으며, 수집 대상은 기존 비정형 데이터 수집 대상에 포함된 기업들의 산업을 중심으로 정의하였다. 산업 분류 체계는 한국

표준산업분류(KSIC)를 기준으로 하였으며, 기업 수 기준 상위 10개 소분류는 <표 3-1>과 같다.

<표 3-1> 기업 수 기준 상위 10개의 소분류 현황

소분류명	기업 수
반도체 제조업	71
특수 목적용 기계 제조업	13
기계장비 및 관련 물품 도매업	11
무점포 소매업	7
기타 화학제품 제조업	7
기초 화학물질 제조업	7
일반 목적용 기계 제조업	4
자연과학 및 공학 연구개발업	3
전동기, 발전기 및 전기 변환·공급·제어 장치 제조업	3
소프트웨어 개발 및 공급업	3

총 159개 기업 중 ‘반도체 제조업’에 속하는 기업이 가장 높은 비중을 차지하였다. 이에 따라 ‘반도체 제조업’은 산업 내 대표성이 크고, 해당 분야의 거래 구조가 전체 공급망 분석에 미치는 영향이 크다고 판단하여 ‘반도체 제조업’의 세분류인 ‘전자집적회로 제조업’ 및 ‘다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업’ 기준으로 해당 산업에 속하는 모든 기업을 수급하였다. 이를 통해 ‘반도체 제조업’ 내 다양한 세부 기업을 포괄함으로써 분석의 대표성과 신뢰성을 높이고자 하였다.

또 표본 규모 확보와 산업 내 거래 구조 파악을 위해 해당 분야의 기업 수가 5개를 초과할 경우 소분류 기준으로 모든 기업을 수급하였다. 반면, 기업 수가 5개 이하인 산업은 소분류 단위로 수급할 경우 반도체 관련 기업이 수급되지 않을 가능성이 있어 사업자등록번호를 기준으로 개별 수급하였다.

〈표 3-2〉 수급 대상 목록

수급 기준	대상	비고
소분류	기계장비 및 관련 물품 도매업	
	기초 화학물질 제조업	
	기타 화학제품 제조업	
	무점포 소매업	
	특수 목적용 기계 제조업	
세분류	전자집적회로 제조업	
	다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업	
개별 기업	삼성전자, 원익QnC 등 47개 기업	사업자등록번호 기준으로 수급

데이터의 시간 범위는 산업 구조 변화를 단편적으로 관찰하는 것이 아니라, 약 4년 단위의 주기를 통해 반도체 공급망의 중장기적 변화 흐름을 파악하기 위해 2016년, 2020년, 2024년으로 정의하였다.

또한, 데이터 수급 항목은 〈표 3-3〉과 같다.

〈표 3-3〉 거래 데이터 수급 항목

구분	항목	비고
개요	업체코드	NICE 업체 코드
	사업자등록번호	
	업체명_한글	
	대표자한글	
	창업일자	
	설립일	
	개업일자	
	상장일자	
	상장구분	
	기업주체구분	
	기업규모	

구분	항목	비고
개요	종업원수	
	종업원수기준일	
	본점사업자번호	해당 기업의 본점 사업자등록번호
	법인번호	
	도로명주소_한글	
	우편번호	
	한글주요제품	
	그룹코드	기업 집단 코드
	그룹명	기업 집단 명
	업종코드_10th	10차 기준 한국산업분류코드
	업종명_10th	10차 기준 한국산업분류명
	휴폐업여부	
	폐업일	
재무	매출액_2016	2016년 총 매출액(단위: 천 원)
	매출액_2020	2020년 총 매출액(단위: 천 원)
	매출액_2024	2024년 총 매출액(단위: 천 원)
거래 관계	과세기간시작일	최소 분기 단위부터 최대 1년 단위
	과세기간종료일	
	거래구분	매입/매출 구분
	거래자사업자번호	거래처 사업자등록번호
	거래자상호	거래처 업체명
	가액	거래구분에 따른 금액(단위: 원)
	거래상대방_산업코드	10차 기준 한국산업분류코드

2) 데이터 한계

거래 데이터 수집 과정에서 다음과 같은 제약 사항이 존재하였다. 첫 번째, 해외 기업의 경우 공시 의무가 없거나 자료 접근이 제한되어 데이터 확보가 어려웠다. 두 번째는 NICE평가정보에 기업이 관련 자료를 제공하지 않는 경우 재무 및 거래 관계 정보 데이터가 존재하지 않아, 개별 기업 47개 중 6개만 수집되었다. 이는 기업들은 기업신용평가 기업(한국평가데이터(KODATA), NICE평가정보, 이크레디블 등) 중 한 곳 또는 여러 곳을 선택해 기업신용평가를 받게 되면서 NICE

평가정보에 특정 기업들의 정보가 없는 것으로, NICE평가정보가 아닌 다른 기업 신용평가 기업에서 데이터를 수급하더라도 발생하는 한계점이다. 마지막으로 관련 자료 제공에 대한 의무가 없기 때문에 제공 주기가 주기적이지 않아 연도별로 재무 및 거래 관계 정보 유무가 상이할 수 있다.

〈표 3-4〉 개별 기업 중 수급된 기업 목록

No.	기업명
1	(주)아이에이
2	(주)텔레칩스
3	다이후쿠코리아(주)
4	(유)시높시스코리아
5	한국쓰리엠(주)
6	(주)노바테크

또한 데이터 자체의 한계점도 존재하였다. 거래처의 산업코드는 NICE평가정보가 보유한 산업코드 정보를 바탕으로 사업자번호를 Key로 조인하여 붙인 값이다. 따라서 NICE평가정보 미보유 사업자의 경우 산업코드 정보가 없을 수 있다. 이에 해당 경우와 더불어 거래처 사업자번호가 없는 경우(사업자가 개인과 거래한 경우, 신용카드 등 수취분)를 ‘기타’로 분류하여 분석을 진행하고자 한다.

〈표 3-5〉 기타 분류 항목별 수

항목	개수
거래처의 산업코드가 없는 경우	201,911
거래처의 사업자번호가 없는 경우	9,098
총계	211,009

2. 거래 관계 행렬 구축

가. EDA 분석

수집된 거래 데이터의 총 기업 수는 17,637개이며, '기계장비 및 관련 물품 도매업'이 8,281개, '특수 목적용 기계 제조업'이 5,269개 순으로 가장 많았다.

〈표 3-6〉 거래 데이터 기업 수

		(단위: 개)
수급 기준		기업 수
소분류	기계장비 및 관련 물품 도매업	8,281
	기초 화학물질 제조업	290
	기타 화학제품 제조업	1,380
	무점포 소매업	1,127
	특수 목적용 기계 제조업	5,269
세분류	전자집적회로 제조업	54
	다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업	1,127
개별 기업		6
총계		17,637

2024년 수급 기준별 상위 매출액 5개 기업을 확인한 결과, 반도체와 전혀 관련이 없는 기업들이 다소 분포되어 있다. 반도체 시장과 관련이 없는 기업들이 다수 포함될 경우 반도체 산업 시장의 거래 관계 행렬의 산업 구조가 왜곡될 가능성이 커지므로 반도체 관련 기업을 식별할 필요가 있다.

〈표 3-7〉 수급 기준별 2024년 매출액 Top 5 기업 리스트

순위	기계장비 및 관련 물품 도매업	기초 화학물질 제조업	기타 화학제품 제조업	무점포 소매업
1	케어캠프(주)	한화토탈에너지스 (주)	(주)한화	(주)서브원
2	한국휴렛팩커드(유)	한화솔루션(주)	(주)아모레퍼시픽	(주)에스에스지 닷컴
3	대원씨티에스(주)	한국바스프(주)	송원산업(주)	(주)무신사
4	지멘스헬시니어스 (주)	OCI(주)	애경산업(주)	(주)우리홈쇼핑
5	(주)유니트론텍	(주)에어퍼스트	코스모신소재(주)	코리아이플랫폼(주)

순위	특수 목적용 기계 제조업	전자집적회로 제조업	다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업	개별 기업
1	에이치디 현대인프라코어(주)	(주)엘엑스세미콘	(주)케이이씨	한국쓰리엠(주)
2	(주)디엔솔루션즈	한양디지텍(주)	(주)코스텍신소재	(유)시놉시스코리아 아
3	에이치디현대사이 트솔루션(주)	(주)씨이닉솔루션	비씨엔씨(주)	(주)텔레칩스
4	엘에스엠트론(주)	(주)넥스트칩	(주)코스텍아이앤씨	다이후쿠코리아(주)
5	씨아이에스(주)	에스피텍(주)	(주)플라토	(주)아이에이

나. 반도체 관련 기업 식별

1) 반도체협회 회원사 수급 현황

반도체 관련 기업을 식별하기 위해 앞서, 반도체협회 회원사 중 수급된 기업의 비중을 확인하여 데이터의 대표성과 포괄성을 검증하였다. 현재 반도체협회 회원사와 탈퇴한 기업을 모두 포함하여 수급된 기업과 비교하였으며, 폐업한 반도체협회 탈퇴 기업은 제외하였다. 동일한 이름의 기업이 다소 많아 기업명과 대표이사를 기준으로 매칭시켜 검증하였다. 총 419개의 반도체협회 회원사 중 수급된 기업의

수는 52개로, 전체의 약 12.4%를 차지하는 것으로 나타났다. 이는 수급된 거래 데이터가 반도체 산업 전체를 충분히 대표하지 못할 가능성을 시사하고 있다. 그러나 매칭되지 않은 반도체협회 회원사가 NICE평가정보를 통해 기업신용평가를 하고 있지 않을 가능성도 존재하므로, 협회 회원사와의 단순 매칭 결과만으로 반도체 관련 기업의 포함 정도를 단정하기는 어렵다. 오히려 수급된 거래 데이터 내에 반도체 산업에 속하거나 관련된 기업들이 다수 포함되어 있을 가능성도 있다. 따라서 반도체협회 회원사 매칭 결과는 전체 데이터의 대표성을 판단하기 위한 참고 지표로 활용하되, 데이터 내 실제 반도체 관련 기업을 추가로 식별하는 과정이 필요하다. 이에 데이터 중 개요의 ‘한글주요제품’ 항목을 활용하여 반도체 관련 기업을 식별하고자 한다.

2) 반도체 관련 기업 식별

‘한글주요제품’은 기업이 제조/판매/관리하는 주요 제품들의 목록이다. 하나의 문자열로 이루어져 있으며, 기업이 작성한 그대로 저장되어 있다 보니 형식이 갖춰져 있지 않아 각 제품별로 분리하는 작업이 필요하다.

〈표 3-8〉 ‘한글주요제품’ 예시

기업명	한글주요제품
한국쓰리엠(주)	문구용품, 접착테이프, 접착제, 휘도강화필름, 저밀도연마제, 전기 제품도소매, 제조
(유)시높시스코리아	소프트웨어 자문, 개발, 공급
(주)텔레칩스	반도체칩(디지털미디어프로세서, 발신자정보표시칩) 제조, 무역/소프트웨어개발
다이후쿠코리아(주)	반송용설비기계, 자동화설비기계제조/금속구조물공사, 창호공사, 기계설비공사/무역(수출입대행)/부동산 임대
(주)아이에이	통신용반도체부품, DMB멀티미디어칩, 무선통신기기제조, 도매, 설계/소프트웨어 개발/영상전화기사업

컴파, 슬래시, 괄호 등 구분자로 분리하였으며, ‘기계 및 기기’ 등과 같이 두 개의 제품이 엮어져 있는 경우 또한 분리하였다. 또한, 제품과 관련 없는 키워드를 제거하였으며, 제거한 키워드에는 제조, 도매, 설계 등 업무 관련 키워드와 등, 외, 그 등 의미 없는 대명사, 의존명사 등이 있다.

분리된 반도체 관련 제품 키워드를 기반으로 키워드의 반도체 연관성 등급을 매겼다. 등급은 ‘높음’·‘중간’·‘무관’이 있으며, ‘높음’은 반도체 자체 생산·공정·핵심 소재이거나 반도체 생산에 필요한 보조 장비 구성요소 또는 제어 및 정밀기기 등을 포함하며, ‘중간’은 공장·인프라·보조 소재 등 반도체와 간접적으로 연관되어 있는 경우, ‘무관’은 소비자·서비스 등 산업적 연관이 거의 없는 경우를 말한다.

〈표 3-9〉 반도체 연관성 등급표

연관성 등급	정의	예시
높음	반도체 자체 생산·공정·핵심 소재이거나, 반도체 생산에 필요한 보조 장비 구성요소·제어·정밀기기 등 포함	웨이퍼, 포토마스크, 감광재, 검사 장비, 게이트밸브, UPS, 건식변압기, 건조로, 경면연마, 게이지, 계기기구
중간	공장·인프라·보조 소재 등 간접 연관	자동화설비, 건축용필름, 경관조명, 경보시스템, 계면활성수지
무관	소비재·서비스 등 산업적 연관 거의 없음	가정용잡화, 건강식품, 건물자재, 게임, 계란, 견과

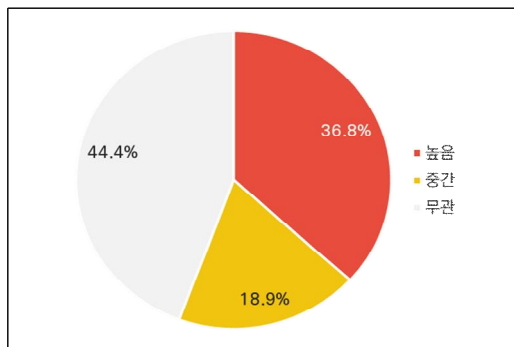
연관성 등급 분류 예시를 보면 ‘금형’이라는 단어가 동일하게 들어가 있더라도 ‘신발금형,’ ‘용기금형’ 등과 같이 산업적으로 연관이 없는 경우 ‘무관’으로 분류하였다.

〈표 3-10〉 반도체 연관성 등급 분류 예시

키워드	연관성 등급	근거 요약
기계금형	높음	반도체 장비부품 및 하우징 성형용 금형 포함
다이캐스팅금형	높음	반도체 하우징·패키지 금속부품 제작에 활용
반도체정밀금형	높음	웨이퍼패키지·칩공정 정밀금형 핵심
성형금형	높음	반도체 부품 및 패키지 성형 공정에 필수
정밀금형	높음	반도체 패키징·디스플레이 정밀가공 핵심
단조금형	중간	금속성형 일반공정, 일부 반도체 장비부품 제작 가능
복합재금형	중간	복합소재 금형, 일부 반도체 장비하우징에 적용 가능
압출금형	중간	금속·세라믹 압출형 부품 제작에 제한적 활용
콘택트렌즈모형금형	중간	정밀렌즈 성형 기술로 반도체 광학금형과 기술적 유사성 있음
트리밍금형	중간	금형가공 후처리 기술, 반도체 금형에도 일부 적용
농기구부품금형	무관	농기계 산업군, 반도체와 관련 낮음
수공구금형	무관	수동작업용 도구, 반도체 직접 관련 낮음
신발금형	무관	소비재 산업군
용기금형	무관	포장산업용
자동차금형	무관	자동차 산업군 중심

총 제품 키워드는 10,327개로 ‘높음’으로 분류된 키워드는 약 36.8%(3,797개)이며 ‘컴퓨터,’ ‘기계,’ ‘금형,’ ‘소프트웨어’ 등이 포함되었다.

[그림 3-2] 반도체 연관성 분류 결과



출처: 저자 직접 작성

〈표 3-11〉 반도체 연관성 등급별 키워드 목록

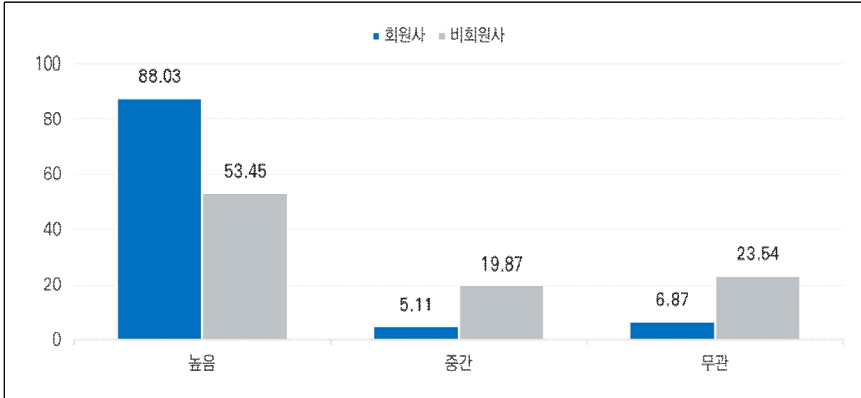
연관성 등급	상위 10개 키워드(빈도 기준)
높음	컴퓨터, 기계, 금형, 소프트웨어, 전자부품, 부품, 기계부품, 전기, 가전제품, 반도체장비
중간	의료기기, 주변기기, 장비, 기기, 주변장치, 전자제품, 주형, 정보, 자재, 과학기자재
무관	화장품, 비주거용건물, 잡화, 점포, 농기계, 의류, 농업용기계, 생활용품, 식품, 경영

각 기업의 ‘한글주요제품’은 하나의 대표 제품만 있는 것이 아닌 여러 개의 제품 리스트로 이루어져 있다. 따라서 리스트의 각 제품을 ‘높음,’ ‘중간,’ ‘무관’으로 분류한 뒤 비율을 계산하였다. 기업 중 ‘한글주요제품’ 값이 없는 경우(36개)와 전처리 후 제품이 없는 경우(557개)를 제외한 17,044개의 기업에 대해 반도체 관련 기업 분류를 진행하였다.

반도체 연관성 등급별 평균 비율을 보면 반도체협회 회원사의 ‘높음’ 등급 평균 비율은 88.03%인 반면, 비회원사의 ‘높음’ 등급 평균 비율은 53.45%이다. 이에 본 연구는 반도체협회 비회원사의 ‘높음’ 등급 평균 비율을 기준으로 ‘반도체 관련 기업’으로 분류하고자 한다.

[그림 3-3] 반도체 연관성 등급별 평균 비율

(단위: %)



출처: 저자 직접 작성

3) 반도체 관련 기업 식별 기준 적정성 검토

반도체협회 비회원사의 ‘높음’ 등급 평균 비율을 기준으로 반도체 관련 기업을 식별하였다. 그러나 해당 기준이 데이터의 대표성과 산업 간 균형을 확보하는데 적절한지에 대한 적정성 검토가 필요하다. 적정성을 검토하기 위해 평균 비율의 $\pm 10\%$ 기준으로 반도체 관련 기업을 식별한 뒤, 각 거래 관계 행렬을 구축하여 행렬의 규모, 유사도, 구조 지표를 비교하고자 한다. 또한, 반도체 관련 기업군의 산업 간 거래 구조를 대표적으로 비교하기 위해 연도는 2024년, 거래 구분은 매출, 산업 분류는 중분류 수준으로 설정하였다. 이는 거래 규모나 세부 산업 특성의 차이를 배제하고, 기준값 변화에 따른 행렬의 구조적 특성을 가장 명확하게 관찰하기 위함이다.

(1) 규모 지표

행렬의 규모 지표는 행렬에 포함된 기업 집단의 거래 총량과 경제적 영향 범위를 파악하기 위한 지표로, 전체 거래금액, 포함 기업 수, 기업당 평균 거래금액을 비교하였다. 전체 거래금액은 행렬의 경제적 규모를 나타내는 지표로, 값이 클수록 거래 규모가 크고 산업 간 경제활동이 활발함을 의미한다. 포함 기업 수는 행

렬의 범위와 다양성을 반영하는 지표로, 기준값이 높아질수록 일반적으로 감소한다. 기업당 평균 거래금액은 전체 거래금액을 포함 기업 수로 나누어 산출하며, 산업 내 거래 집중도 및 핵심 기업의 상대적 영향력을 파악하기 위한 지표이다.

(2) 유사도 지표

행렬의 유사도 지표는 행렬의 산업 구조가 얼마나 일관된 패턴을 유지하는가를 측정하기 위한 것으로 코사인 유사도(Cosine Similarity)와 프로베니우스 거리(Frobenius Distance)⁴²⁾를 비교하였다. 코사인 유사도는 행렬 간의 구조적 유사도를 측정하는 지표로, 두 행렬(A, B)의 방향 또는 패턴이 얼마나 유사한지를 코사인 각도로 계산하며, 1에 가까울수록 산업 간 거래 패턴이 유사함을 의미한다.

$$\text{cosine similarity}(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2 \times \sum_{i=1}^n (B_i)^2}}$$

프로베니우스 거리(D_F)는 두 행렬(A, B) 간 절대적 차이를 측정하는 거리 기반 지표로 모든 행렬 원소의 차이를 제곱하여 합산한 뒤 제곱근을 취한 값으로 계산되며, 값이 작을수록 두 행렬의 구조와 거래 강도가 유사함을 의미한다.

$$D_F(A, B) = \|A - B\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij} - b_{ij}|^2}$$

(3) 구조 지표

행렬의 구조 지표는 산업 간 거래 관계 행렬의 형태적 복잡성과 연결 특성을 파악하기 위한 지표로 밀도(Density), 클러스터링 계수(Clustering Coefficient), 평균 연결 정도(Average Degree), 매개 중심성(Betweenness Centrality)을 중

42) Han-joon Kim and Chang, Jae-Young(2014). "A Semantic Text Model with Wikipedia-based Concept Space." *The Journal of Society for e-Business Studies*. 19(3), 107-123.

심으로 비교하였다. 해당 지표들은 행렬의 연결 구조를 네트워크 형태로 변환하여 계산되며, 산업 간 거래 복잡성, 연결 조밀도, 교류 폭, 중심 산업의 역할을 파악하는 데 활용된다. 밀도(D)는 전체 가능한 산업 간 연결 중 실제로 거래가 발생한 비율을 의미하며, 네트워크의 연결 다양성과 조밀도를 나타낸다. E 는 실제 거래가 존재하는 산업 간 연결 수이며, N 은 전체 산업의 수를 말한다. 값이 높을수록 거래 관계가 폭넓게 분포되어 있음을 의미한다.

$$D = \frac{2E}{N(N-1)}$$

클러스터링 계수(C)는 한 산업이 연결된 다른 산업들 간에도 상호 연결이 존재하는 정도를 나타내는 지표로 산출식은 아래와 같다. C_i 는 산업 i 의 클러스터링 계수, e_i 는 산업 i 의 이웃 산업 간 실제 연결 수, k_i 는 산업 i 의 연결 차수, N 은 전체 산업의 수를 뜻한다. 값이 높을수록 특정 산업군 내 밀집된 하위 거래 구조(클러스터)가 형성되어 있음을 의미한다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i, \quad C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i-1)}$$

평균 연결 정도(\bar{k})는 한 산업이 평균적으로 몇 개의 다른 산업과 거래하는지를 의미하며, 산업 간 교류의 폭과 거래 확산성을 나타낸다. k_i 는 산업 i 의 연결 차수, E 는 실제 거래가 존재하는 산업 간 연결 수, N 은 전체 산업의 수를 뜻하며, 값이 높을수록 네트워크 내 상호작용이 활발함을 나타낸다.

$$\bar{k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i = \frac{2E}{N}$$

매개 중심성(B_i)은 네트워크 내에서 특정 산업이 다른 산업 간의 거래 경로를 얼마나 자주 매개하는지를 나타낸다. σ_{st} 는 산업 s 에서 t 로 가는 최단 경로의 개수, $\sigma_{st}(i)$ 는 그중 산업 i 를 경유하는 최단 경로의 개수로, 값이 높을수록 해당 산업이 네트워크 내에서 '중간 다리' 역할을 수행하는 중심 산업임을 의미한다.

$$B_i = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}}$$

(4) 지표 비교 결과

반도체협회 비회원사의 '높음' 등급 비율이 43.45%, 53.45%, 63.45% 이상인 기업들을 대상으로 2024년 산업 중분류 기준 매출 거래 관계 행렬을 구축하였다. 유사도 및 구조 지표의 경우 각 행렬을 정규화하여 평가하였다.

먼저 규모 지표를 비교한 결과, 기준이 높을수록 포함되는 기업 수와 전체 거래 금액이 모두 감소한 반면, 기업당 평균 거래금액은 비교적 안정적 수준을 보였다. 특히, 53.45% 기준의 전체 거래금액은 43.45% 기준 대비 약 5조 원 감소하였으나, 기업당 평균 거래금액은 약 3,000만 원의 미미한 차이만을 보여 거래 강도와 구조적 안정성이 유지되었다. 이는 지나치게 많은 기업을 포함해 행렬이 확산되는 43.45%와 달리 53.45% 기준은 거래 규모의 손실을 최소화하면서도 반도체 중심 산업군을 효과적으로 반영하는 균형점임을 시사한다.

〈표 3-12〉 규모 지표 비교 결과

규모 지표	43.45%	53.45%	63.45%
전체 거래금액 (단위: 원)	20,866,022,126,746	15,571,763,113,546	13,527,106,297,950
포함 기업 수 (단위: 개)	10,253	7,773	7,306
기업당 거래금액 (단위: 원)	2,035,113,832	2,003,314,436	1,851,506,474

다음으로 유사도 지표는 53.45% 기준 행렬과 43.45%, 63.45% 기준 행렬의 유사도를 측정하였다. 코사인 유사도는 모두 0.98 이상의 높은 수준을 보였으며, 이는 산업 간 거래 구조가 전반적으로 유사한 패턴을 유지하고 있음을 의미한다. 반면, 프로베니우스 거리는 각 0.0395, 0.0296으로 나타났으며, 63.45%가 53.45%

와의 절대적 차이가 더 작아 구조적으로 더 근접한 형태임을 시사한다. 43.45%의 경우 거래 규모가 확대되면서 53.45%와 구조적 유사도는 높지만 거래 강도 면에서 변동성이 큰 것으로 나타났다.

〈표 3-13〉 유사도 지표 비교 결과

유사도 지표	43.45%	53.45%	63.45%
코사인 유사도	0.984255	-	0.991102
프로베니우스 거리	0.039460	-	0.029564

구조 지표의 경우, 기준이 높을수록 전반적인 연결 조밀도와 산업 간 결속도가 완만히 감소하는 경향을 보였다. 밀도는 기준이 높아질수록 거래가 존재하는 산업 간 조합의 비율이 줄어들었으며, 이는 기준이 높아지면서 네트워크에 포함되는 산업군이 축소되었음을 나타낸다. 클러스터링 계수는 세 기준 모두 0.84 이상으로 높은 수준을 보였다. 이는 기준이 높아지더라도 핵심 산업 간 거래 네트워크는 여전히 밀접한 클러스터 구조를 유지하고 있음을 의미한다. 평균 연결 정도 및 매개 중심성의 상위 산업군은 모두 유사하게 나타났으며, 이는 기준값 변화에도 불구하고 네트워크 내 주요 허브 산업의 역할이 유지되고 있음을 보여준다.

〈표 3-14〉 구조 지표 비교 결과

구조 지표	43.45%	53.45%	63.45%
밀도	0.103563	0.096570	0.094905
클러스터링 계수	0.848495	0.849152	0.836380
Top 평균 연결 정도 산업군	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업
	화학 물질 및 화학제품 제조업	화학 물질 및 화학제품 제조업	화학 물질 및 화학제품 제조업
	전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업	전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업	전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업
	소매업(자동차 제외)	소매업(자동차 제외)	소매업(자동차 제외)
Top 매개 중심성 산업군	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업
	화학 물질 및 화학제품 제조업	화학 물질 및 화학제품 제조업	화학 물질 및 화학제품 제조업
	전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업	전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업	전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업
	소매업(자동차 제외)	소매업(자동차 제외)	소매업(자동차 제외)

(5) 지표 비교 종합 결론

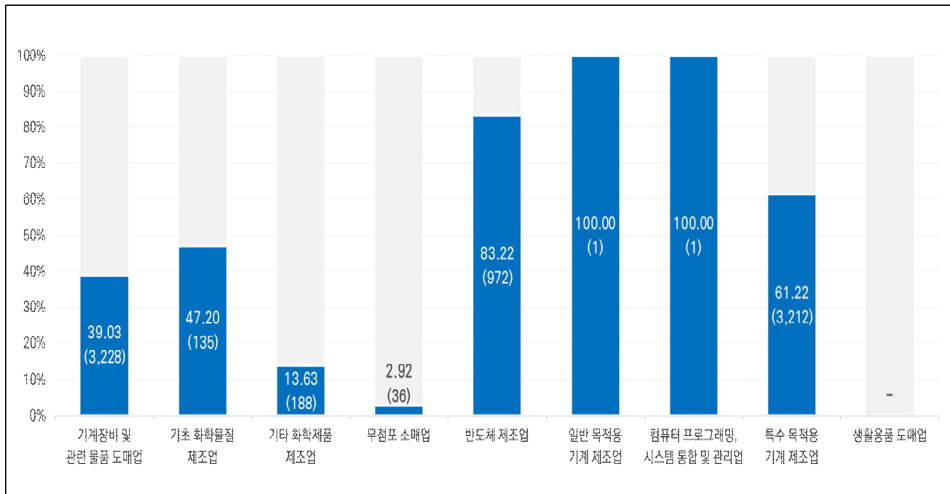
반도체 연관성 기준에 따른 행렬 비교 결과, 43.45% 기준은 포함 기업 수와 거래 규모가 크지만 비핵심 산업이 일부 포함되어 네트워크가 확산되는 경향을 보였으며, 63.45% 기준은 핵심 산업 중심으로 응축되면서 거래 규모와 연결 다양성이 축소되는 한계를 보였다. 53.45% 기준은 거래 규모의 손실을 최소화하면서도 구조적 안정성과 산업 간 연결 패턴의 일관성을 유지하였다. 유사도 분석에서도 53.45% 기준은 양쪽(43.45%, 63.45%) 모두와 높은 유사도를 보이며 전체 네트워크 구조의 중심에 위치함을 확인할 수 있었다. 또한, 구조 지표 측면에서도

53.45%는 밀도 감소 폭이 완만하고 클러스터링 구조 및 주요 산업 간 중심성이 안정적으로 유지되어 거래 네트워크의 복잡성과 응집도 사이에서 균형을 이루는 최적의 기준으로 평가된다. 따라서, 53.45% 기준은 반도체 산업의 핵심 구조를 대표적으로 반영하면서도 네트워크의 포괄성과 안정성을 동시에 확보하는 합리적 기준점으로 판단된다.

실제로 비회원사의 소분류 산업별 반도체 관련 기업 비중을 확인한 결과, ‘반도체 제조업’과 같이 반도체와의 연관성이 높은 산업들은 반도체 관련 기업의 비중이 높은 반면, ‘무점포 소매업’과 같이 연관성이 떨어지는 산업들은 비중이 낮게 나타났다. 즉, 반도체 관련 기업 분류가 비교적 명확하게 이루어지고 있는 것으로 확인된다.

[그림 3-4] 소분류 산업별 반도체 관련 기업 비중

(단위: %)



출처: 저자 직접 작성

다. 거래 관계 행렬 구축

1) 거래 관계 행렬 구축 개요

앞서 정의한 반도체 연관성 기준을 기반으로 ‘반도체 관련 기업’을 식별하여 거래 관계 행렬을 구축하고자 한다. [그림 3-4]와 같이 거래 관계 행렬의 (i, j) 값은 j 산업의 기업들이 i 산업에 판매한 매출액으로 나타내었다. 거래 관계 행렬은 연도, 산업(중분류, 소분류, 세분류), 거래 구분(매출, 매입) 기준별로 구축하였으며, 거래가 없으면 0으로 채워 $N \times N$ 행렬로 생성하였다.

[그림 3-5] 거래 관계 행렬 예시

	반도체 산업 1	반도체 산업 2	반도체 산업 3	반도체 산업 4
반도체 산업 1				
반도체 산업 2				
반도체 산업 3				
반도체 산업 4				

구축한 거래 관계 행렬의 크기는 중분류 기준 77×77 , 소분류 기준 232×232 , 세분류 기준 495×495 크기이며, 본 보고서에는 중분류 기준 구축된 거래 관계 행렬에 대해 대표적으로 제시하고자 한다.

2) 중분류 기준 거래 관계 행렬 구축 결과

중분류 및 매출 기준 행렬의 상위 거래 산업을 연도별로 비교한 결과, ‘기타 기계 및 장비 제조업’과 ‘도매 및 상품 중개업’이 전 기간에 걸쳐 판매 산업 순위가 높게 나타났다. 주요 구입 산업은 2016년에는 ‘전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업’이 가장 많았으나, 2020년 이후 ‘도매 및 상품 중개업,’ ‘기타 기계 및 장비 제조업,’ ‘자동차 및 트레일러 제조업’ 등 다양한 산업 간 거래 구조를 보였다.

〈표 3-15〉 중분류 및 매출 기준 연도별 상위 거래 산업(Top 5)

연도	순위	구입 산업(i)	판매 산업(j)
2016년	1	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업
	2	자동차 및 트레일러 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	3	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	도매 및 상품 증개업
	4	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	5	도매 및 상품 증개업	도매 및 상품 증개업
2020년	1	도매 및 상품 증개업	도매 및 상품 증개업
	2	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	3	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	도매 및 상품 증개업
	4	자동차 및 트레일러 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	5	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
2024년	1	도매 및 상품 증개업	도매 및 상품 증개업
	2	자동차 및 트레일러 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	3	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	도매 및 상품 증개업
	4	자동차 및 트레일러 제조업	도매 및 상품 증개업
	5	부동산업	화학 물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외

중분류 및 매출 기준 행렬의 상위 거래 산업을 연도별로 비교한 결과, ‘공공 행정, 국방 및 사회보장 행정’과 ‘도매 및 상품 증개업’ 간의 거래가 모든 시기에서 최대 규모로 나타나 공공 조달 중심의 구조가 지속적으로 유지됨을 확인하였다. 또 ‘도매 및 상품 증개업’의 내부 거래, ‘도매 및 상품 증개업’과 ‘기타 기계 및 장비 제조업’ 간 거래 역시 연속적으로 상위권을 차지하는 것으로 나타났다.

〈표 3-16〉 중분류 및 매입 기준 연도별 상위 거래 산업(Top 5)

연도	순위	구입 산업(i)	판매 산업(j)
2016년	1	도매 및 상품 중개업	공공 행정, 국방 및 사회보장 행정
	2	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업
	3	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	4	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업
	5	도매 및 상품 중개업	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업
2020년	1	도매 및 상품 중개업	공공 행정, 국방 및 사회보장 행정
	2	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업
	3	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	4	도매 및 상품 중개업	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업
	5	도매 및 상품 중개업	전기장비 제조업
2024년	1	도매 및 상품 중개업	공공 행정, 국방 및 사회보장 행정
	2	도매 및 상품 중개업	도매 및 상품 중개업
	3	기타 기계 및 장비 제조업	기타 기계 및 장비 제조업
	4	화학 물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	화학 물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외
	5	도매 및 상품 중개업	전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업

중분류 거래 관계 행렬의 거래 산업 수는 3개년 모두 ‘도매 및 상품 중개업,’ ‘기타 기계 및 장비 제조업’이 가장 많은 것으로 나타났다. 반면, 전자부품 제조업·화학 제조업 등 제조 기반 산업은 꾸준히 높은 수준을 보이는 데 비해, 소매업·IT 서비스업·출판업 등은 특정 연도에만 일시적으로 증가하는 현상을 보였다.

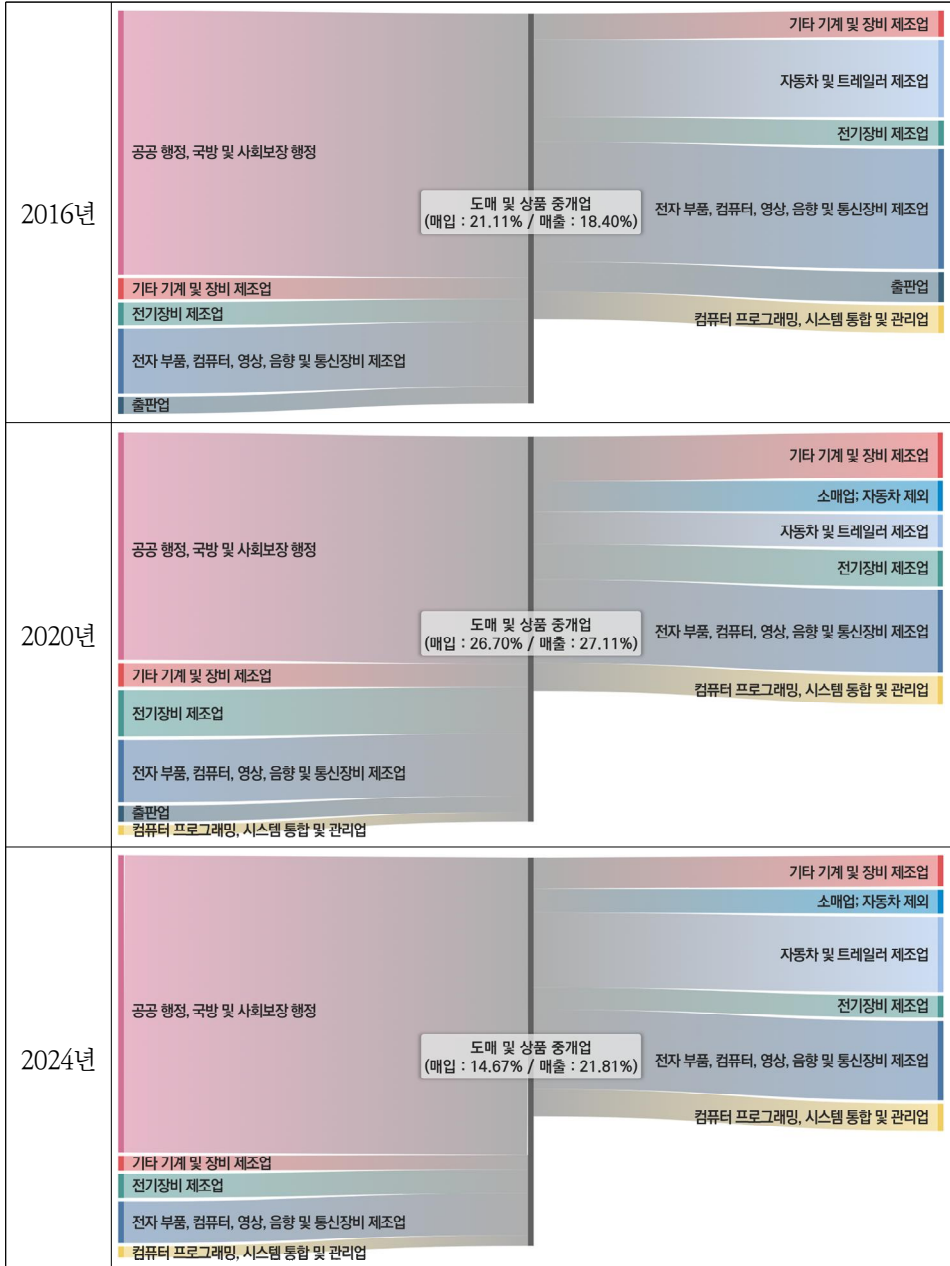
〈표 3-17〉 중분류 기준 연도별 거래 산업 수(매출: 판매 산업 기준 / 매입: 구입 산업 기준)
(단위: 개)

산업	2016년		2020년		2024년	
	매출	매입	매출	매입	매출	매입
도매 및 상품 중개업	73	66	76	73	70	65
기타 기계 및 장비 제조업	67	68	72	73	73	68
전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	56	64	64	69	56	61
화학 물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	53	60	66	64	62	59
소매업; 자동차 제외	16	25	55	47	30	34
컴퓨터 프로그래밍, 시스템 통합 및 관리업	-	-	17	24	13	19
출판업	-	-	6	10	-	-

반도체 관련 기업 수가 가장 많은 ‘도매 및 상품 중개업’(A), ‘기타 기계 및 장비 제조업’(B), ‘전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업’(C)에 대해 상위 10%의 거래 흐름을 확인하였다.

먼저, A 산업에 대한 거래 흐름이다. 2016년에는 전자·자동차 등 주요 제조업과의 연결이 중심이었으며, 매입 측에서는 공공 행정 부문이 가장 큰 비중을 차지하며 구조적 편중이 뚜렷하게 나타났다. 2020년에는 자체 업종 간 거래가 확대되며 다양한 산업으로 매출처가 넓어졌고, 소매업과 IT 서비스업 등 새로운 산업군과의 연계가 두드러졌다. 2024년에는 다시 제조업 중심의 매출 구조가 강화되며 전자와 자동차 제조업과의 거래 비중이 확대되는 흐름을 보였고, 매입 측에서는 공공 행정 부문으로의 집중이 더욱 강화되며 의존도가 심화된 모습이 나타났다.

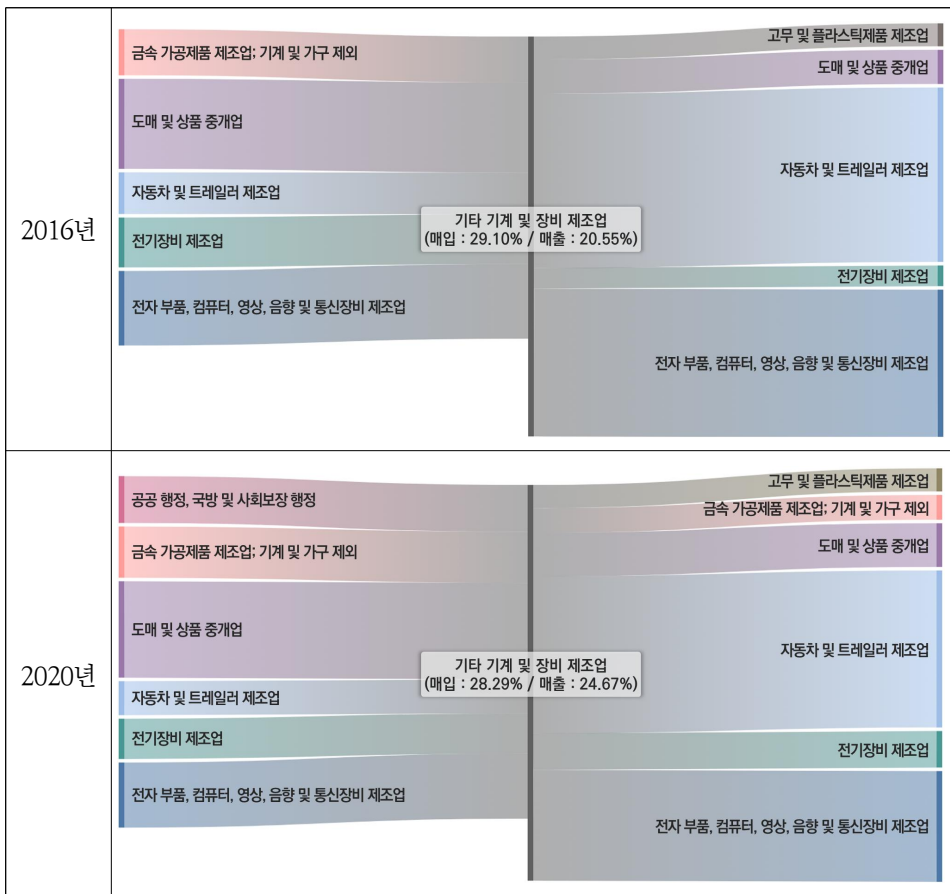
[그림 3-6] 연도별 '도매 및 상품 중개업'(A)의 거래 흐름

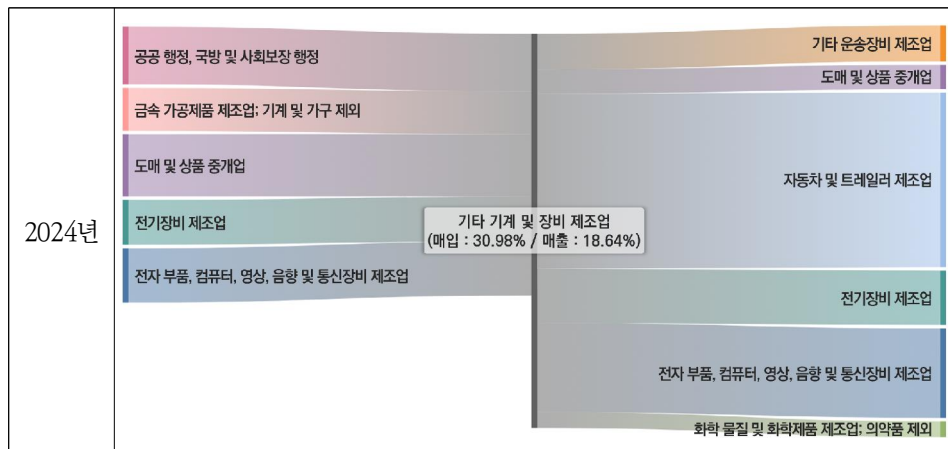


출처: 저자 직접 작성

다음은 B 산업에 대한 거래 흐름이다. 2016년에는 자동차·전자 제조업과의 연계가 두드러졌으며, 조달 구조는 도매업과 전자·전기·금속 제조업 중심으로 형성돼 있었다. 2020년에는 기존 자동차 중심 구조를 유지하면서도 금속 가공제품·고무·플라스틱 등 다양한 제조 산업으로 수요처가 확장되는 흐름이 나타났다. 2024년에는 자동차 제조업 의존도가 더욱 높아지며 주요 매출처가 재편되었고, 매입 측에서도 전자·전기·금속 제조업 외에 공공 행정 부문이 새롭게 비중을 차지하며 구조가 다층화되었다.

[그림 3-7] 연도별 '기타 기계 및 장비 제조업'(B)의 거래 흐름

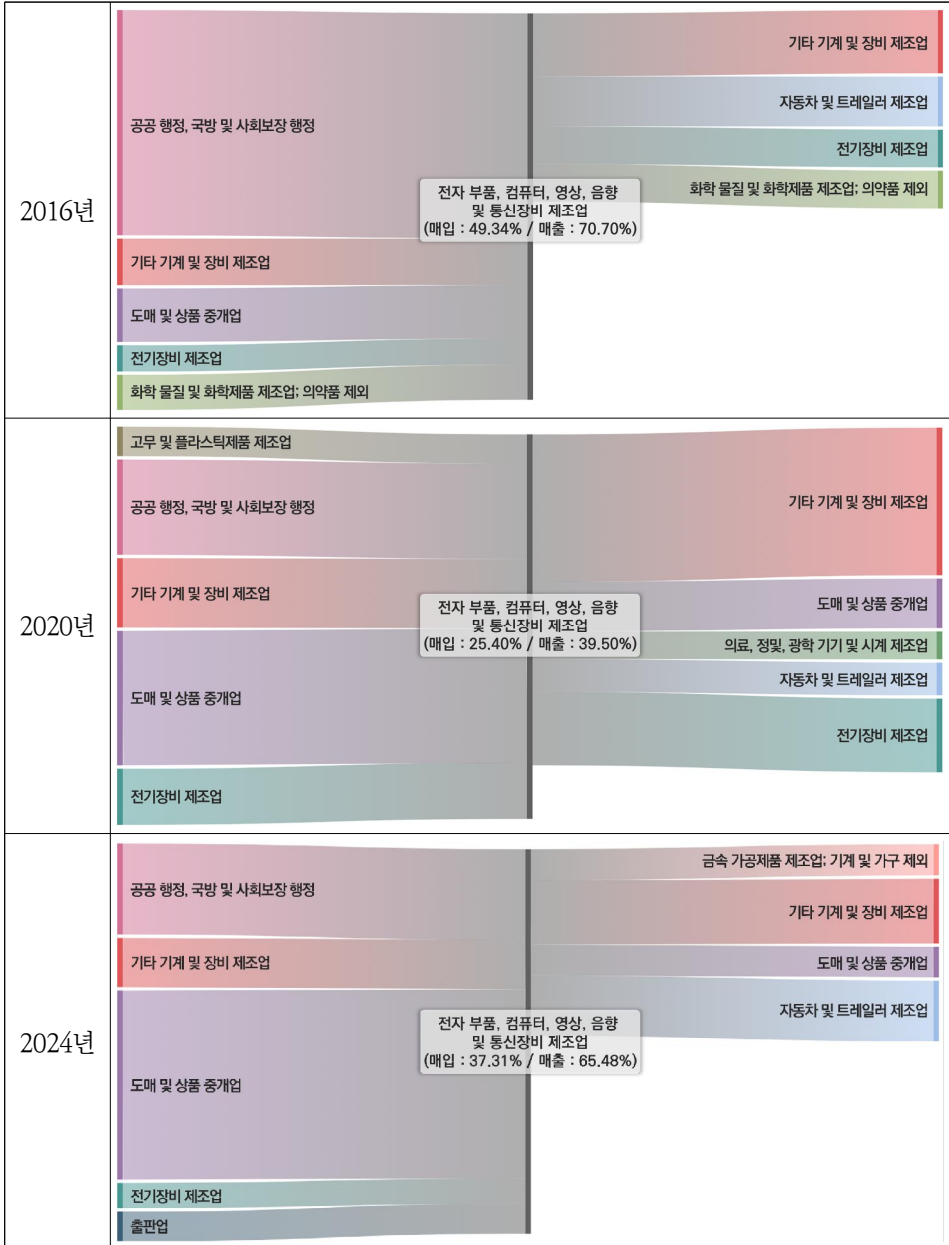




출처: 저자 직접 작성

마지막으로 C 산업에 대한 거래 흐름이다. 2016년에는 기타 기계·자동차·전기장비 등 전방 제조업으로의 공급이 중심을 이뤘으며, 매입 측에서는 공공 행정과 도매업 등 외부 서비스·공공 부문과의 연결 비중이 두드러졌다. 2020년에는 기타 기계·전기장비 제조업과의 거래가 확대되며 제조업 내 공급망 연계가 강화됐고, 의료·정밀기기 등 새로운 산업군으로의 공급이 추가되며 활용 분야가 다변화되었다. 2024년에는 자동차·기계·금속 가공 등 생산재 중심의 전방 수요 구조가 재정비되는 한편, 매입에서는 도매업과 공공 행정의 역할이 확대되며 조달 기반이 더욱 복합적으로 변화하였다.

[그림 3-8] 연도별 '전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업'(C)의 거래 흐름



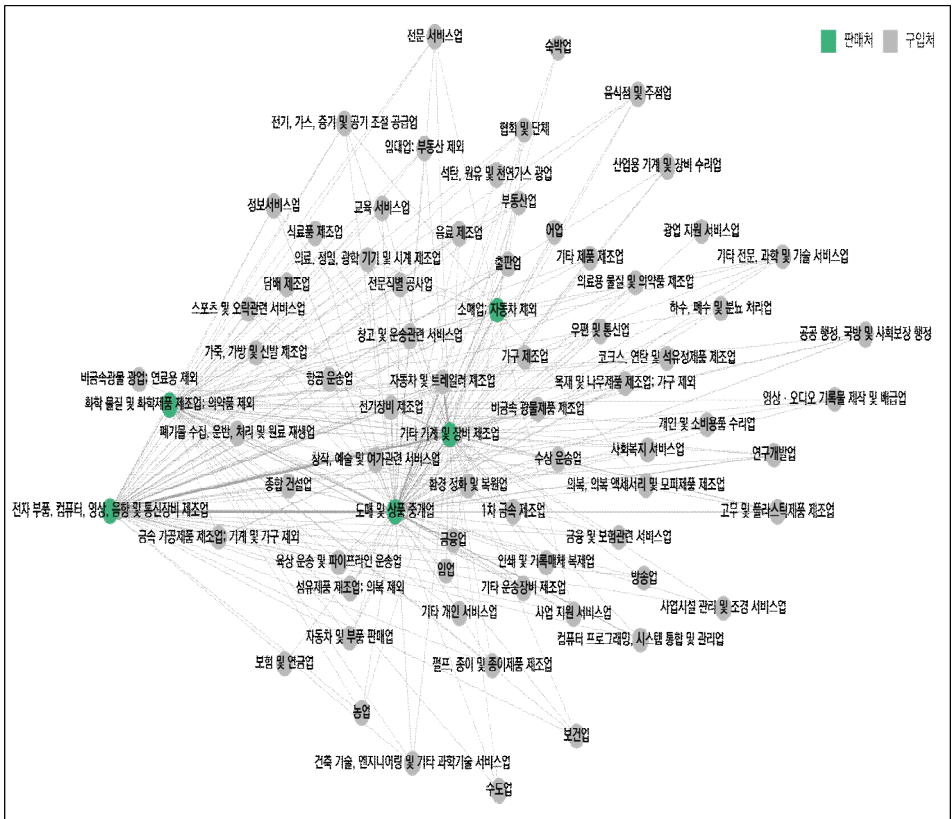
출처: 저자 직접 작성

라. 거래 데이터 기반 네트워크 시각화

구축한 행렬을 기반으로 Gephi 툴을 사용하여 네트워크 시각화를 진행했다. 시각화한 네트워크의 노드는 산업으로, 색은 판매처 및 구입처를 구분하기 위한 용도로 나타내었다. 또한 에지(edge)는 매출액으로, 굵기는 매출액의 크기를 나타내었다.

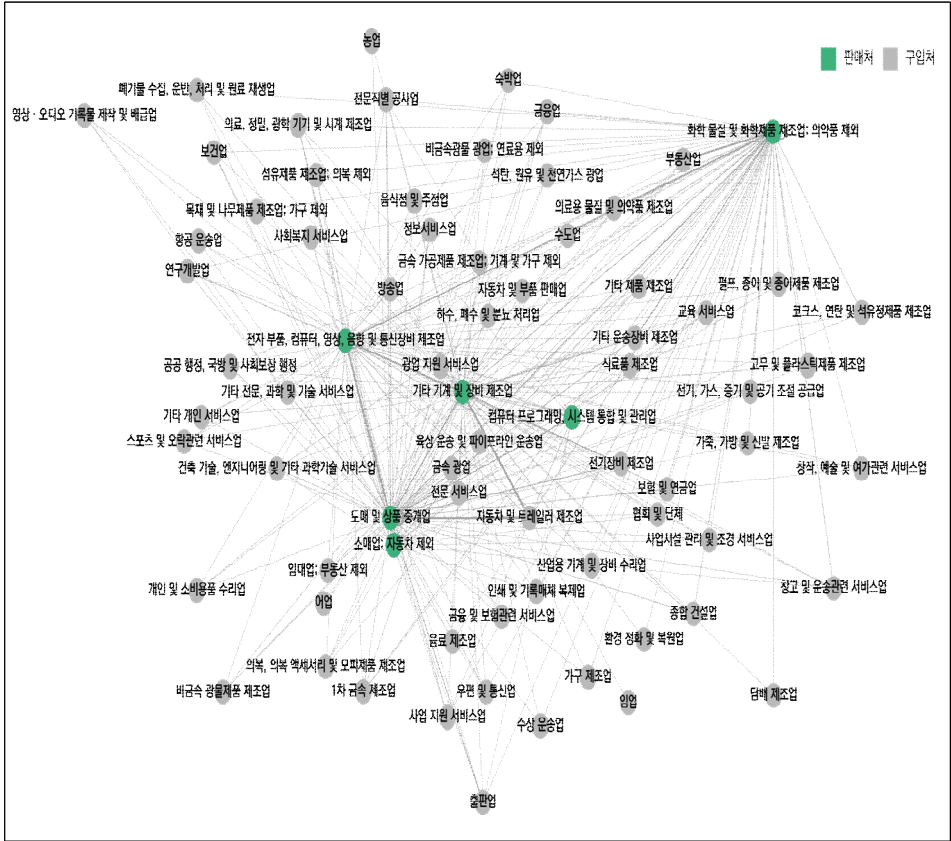
본 보고서에는 중분류 기준 거래 관계 행렬에 대한 네트워크만 시각화하였다.

[그림 3-9] 2016년 산업 중분류 매출 기준 거래 관계 네트워크



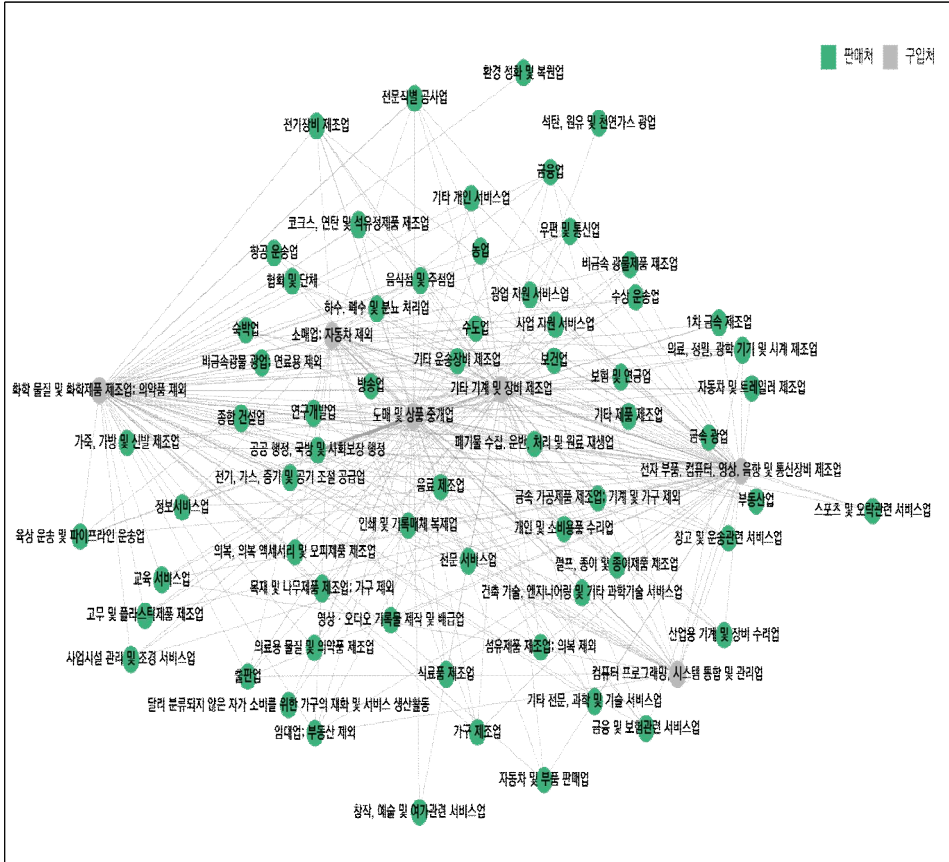
출처: 저자 직접 작성

[그림 3-11] 2024년 산업 중분류 매출 기준 거래 관계 네트워크



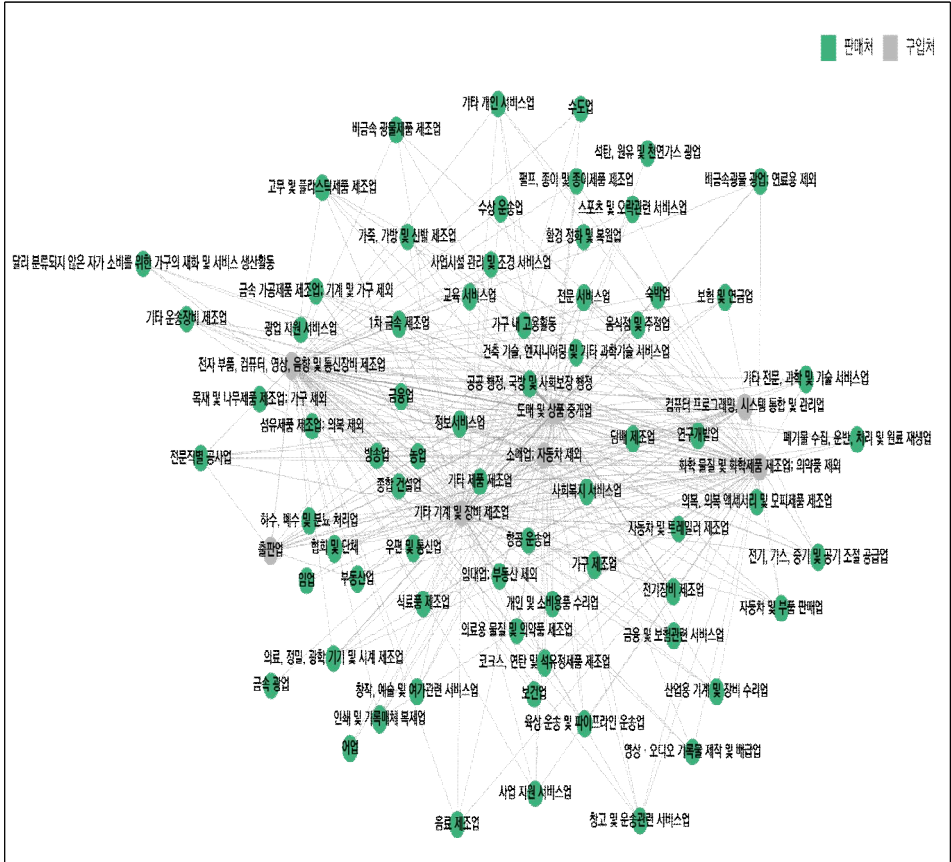
출처: 저자 직접 작성

[그림 3-12] 2016년 산업 중분류 매입 기준 거래 관계 네트워크



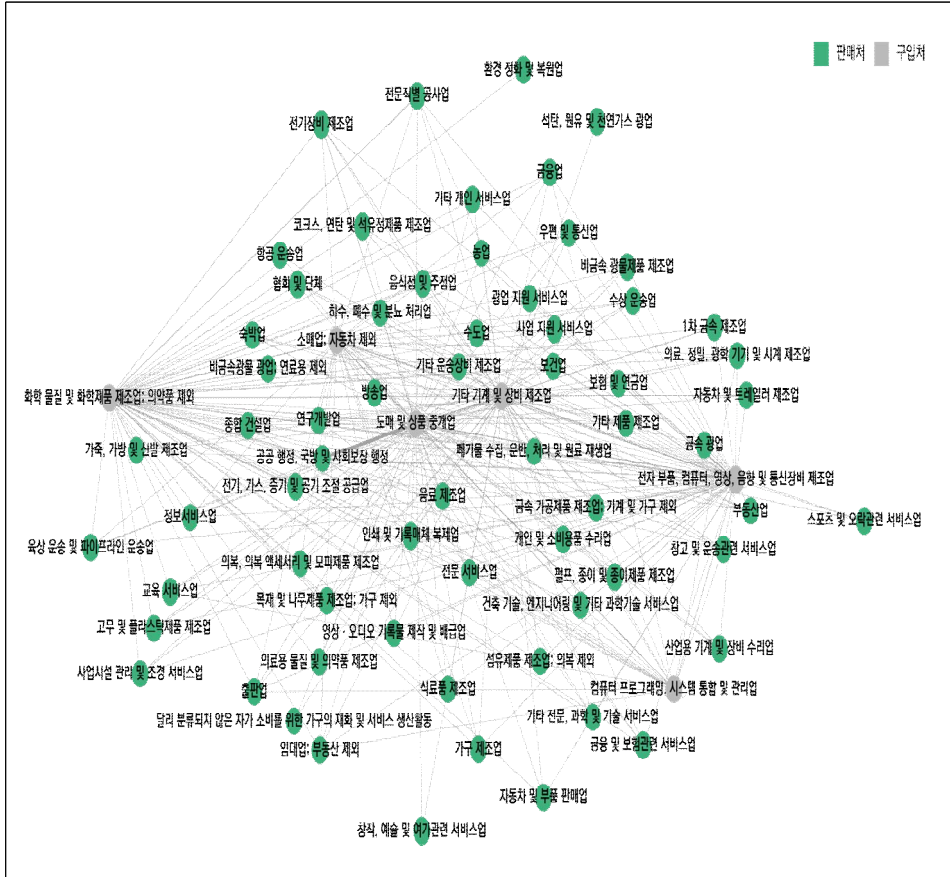
출처: 저자 직접 작성

[그림 3-13] 2020년 산업 중분류 매입 기준 거래 관계 네트워크



출처: 저자 직접 작성

[그림 3-14] 2024년 산업 중분류 매입 기준 거래 관계 네트워크



출처: 저자 직접 작성

제 2 절 비정형데이터 기반 반도체 DB 구축

1. 데이터 수집 및 가공

가. 비정형데이터 수집 범위 및 현황

본 연구는 1·2차 연도 연구와 동일하게 반도체 분야 뉴스 기사 데이터를 수집하였으며, 수집 범위는 <표 3-18>과 같다.

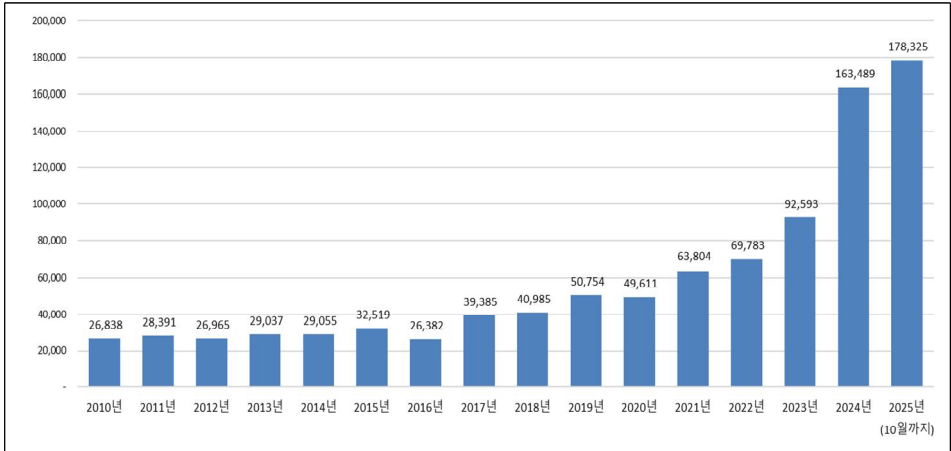
<표 3-18> 비정형데이터 수집 범위

항목	범위
수집 채널	네이버 뉴스(세계 및 국내 주요 반도체 기업 키워드 180개 기준으로 수집)
	삼성반도체 뉴스룸('ALL' 카테고리 전수 수집)
	SK하이닉스 뉴스룸('TECH&' 카테고리 전수 수집)
	미국반도체협회(SIA)
수집 기간	2024. 11. 1.~2025. 10. 31.
수집 항목	뉴스 작성일, 뉴스 아이디, 수집 날짜, 수집 채널명, 제목, 본문, URL 등

2024년 11월 1일부터 2025년 10월 31일까지 수집된 데이터는 총 128,103건이며, 1차 연도부터 최근까지 수집된 연도별 데이터 건수는 [그림 3-15]와 같다.

[그림 3-15] 연도별 데이터 수집 건수

(단위: 건)



출처: 저자 직접 작성

나. 데이터 가공

본 연구는 1·2차 연도 연구와 동일하게 전처리 및 가공 과정을 수행하였다. 먼저, 수집된 기사 중 키워드가 포함되지 않았거나 동일한 기사가 중복으로 수집된 경우를 제거하여 데이터의 기본 품질을 확보하였다. 이후 기사 본문에 포함된 뉴스 기업명, 반복 문구 등 분석에 불필요한 가비지 텍스트를 제거함으로써 텍스트의 노이즈를 최소화하였다. 정제된 본문은 사용자 정의 사전이 적용된 Mecab 형태소 분석기를 통해 토큰화하여 반도체 분야 특화 용어의 인식률을 높였다. 다음으로 기존 불용어 사전을 활용하여 분석적 의미가 없는 단어를 제거함으로써 주요 텍스트 정보만을 남겼다. 마지막으로, 반도체 기업명이 4개 이상 언급된 기사들은 뉴욕 증시, 코스피 등 시장 전체 동향을 다루는 보도 성격이 강해 기업 간 관계 추론이 어렵고 네트워크를 왜곡할 가능성이 있어 분석 대상에서 제외하였다. 이러한 전처리 및 가공 절차를 모두 거친 후 최종적으로 확보된 추가 데이터는 총 80,706건이다.

[그림 3-16] 비정형데이터 전처리 및 가공 프로세스

- Processing 01** / Null & 중복 삭제
 - 데이터 품질 확보를 위한 수집 키워드 Null 데이터 및 중복 기사 데이터 제거
- Processing 02** / 가비지 텍스트 삭제
 - 분석 노이즈 최소화를 위한 기사 본문의 뉴스기사명, 반복문구 등 가비지 텍스트 삭제
- Processing 03** / 본문 토큰화
 - 기존 사용자 정의 사전 기반 Mecab 형태소 분석기 활용한 본문 토큰화 수행
- Processing 04** / 불용어 삭제
 - 분석 효율화를 위한 불용어 삭제 (기존 불용어 사전 활용)
- Processing 05** / 반도체 기업 4개 이상 언급 기사 삭제
 - 뉴욕증시·코스피 등 다수 기업 언급 기사 특성 상 네트워크를 왜곡할 가능성이 크므로 제거

출처: 저자 직접 작성

2. 토픽 분류

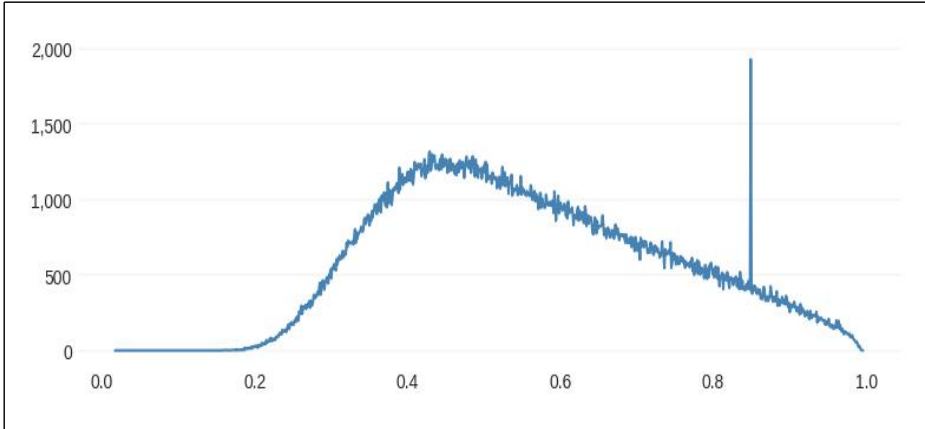
가. 토픽 모델링 고도화

1) 기존 토픽 모델링의 한계

2차 연도 연구에서 LDA(Latent Dirichlet Allocation) 알고리즘을 활용하여 뉴스 기사 데이터를 10개의 토픽으로 분류하였다. 그러나 문서별 토픽 확률 분포를 확인한 결과, 일부 문서는 특정 토픽에 속할 확률이 매우 낮게 나타났다.

[그림 3-17] 토픽 확률별 문서 수 분포

(단위: 건)



출처: 저자 직접 작성

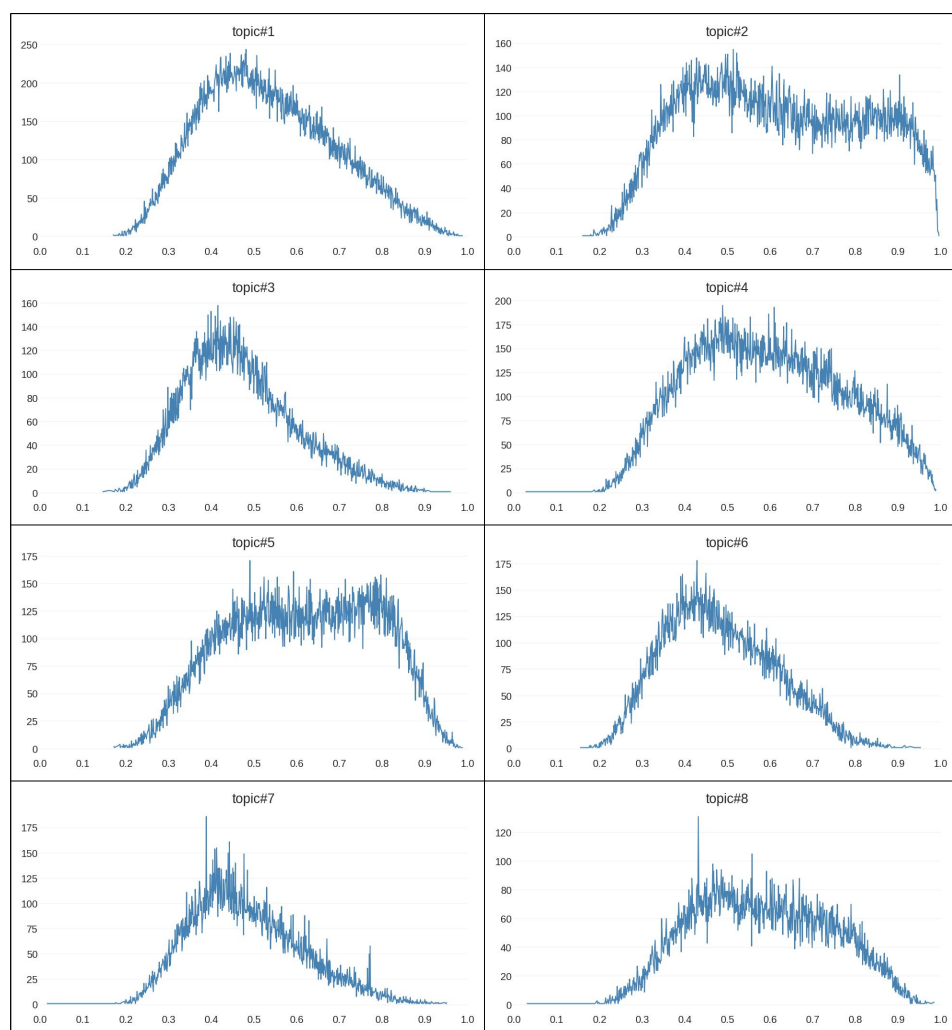
이는 LDA가 문서가 여러 토픽을 혼합해 구성된다는 가정에 기반하고 있기 때문에, 단일 토픽으로 명확하게 설명되지 않는 문서가 발생하는 구조적 한계에서 비롯된다. 특히 토픽 간 개념적 경계가 명확하지 않거나 문서의 내용이 여러 주제를 포괄하는 경우, LDA는 문서를 특정 토픽에 충분히 높은 확률로 배정하지 못하고 확률이 분산된 애매한 분포를 출력하는 경향이 있다. 이와 같은 특성은 토픽의 해석 가능성을 저하시킬 뿐만 아니라, 이후 주요 이슈 변화 네트워크를 구축하는 과정에서 문서의 주제적 일관성을 확보하는 데 제약으로 작용한다. 따라서 본 연구에서는 문서의 주요 토픽 확률이 일정 기준 이하로 낮게 나타나는 경우를 ‘비명확 토픽 문서’로 정의하고, 해당 문서들에 대해 별도의 재분류 절차를 수행하고자 한다. 이를 통해 토픽별 문서군의 순도를 높이고, 이후 분석의 신뢰성과 해석 가능성을 제고하고자 한다.

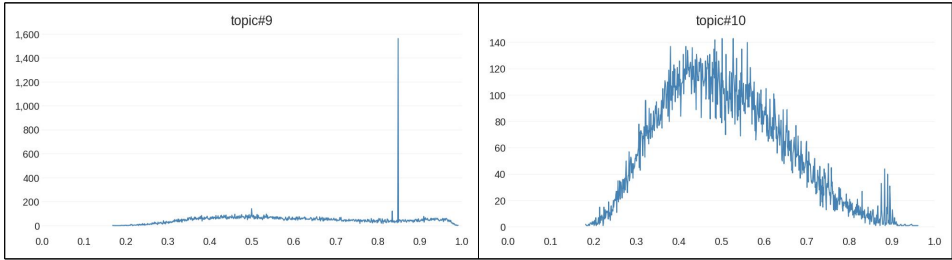
2) 비명확 토픽 문서 정의

비명확 토픽 문서를 정의하기 위해 토픽별 확률-문서 수 분포를 확인하였다. 그 래프의 x축은 확률이며, y축은 문서 수이다. 토픽 2, 4, 5, 8번의 경우 확률 값 0.3~0.8 구간에 고르게 분포하였으며, 토픽 1, 3, 6, 7, 10번의 경우 확률 값

0.3~0.5 구간에 문서가 집중되는 경향을 보였다. 또한, 토픽 9번을 제외한 대부분의 토픽에서 문서 수가 가장 많은 확률 값은 0.4~0.5 사이에 위치하였으며, 토픽 9번 역시 최댓값을 제외한 확률-문서 수 분포를 보면 문서 수가 가장 많은 확률 값이 0.5로 나타났다.

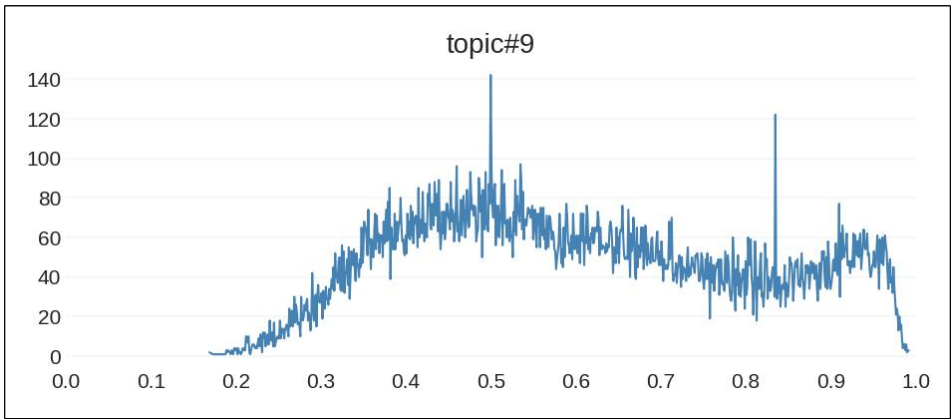
[그림 3-18] 토픽별 확률-문서 수 분포





출처: 저자 직접 작성

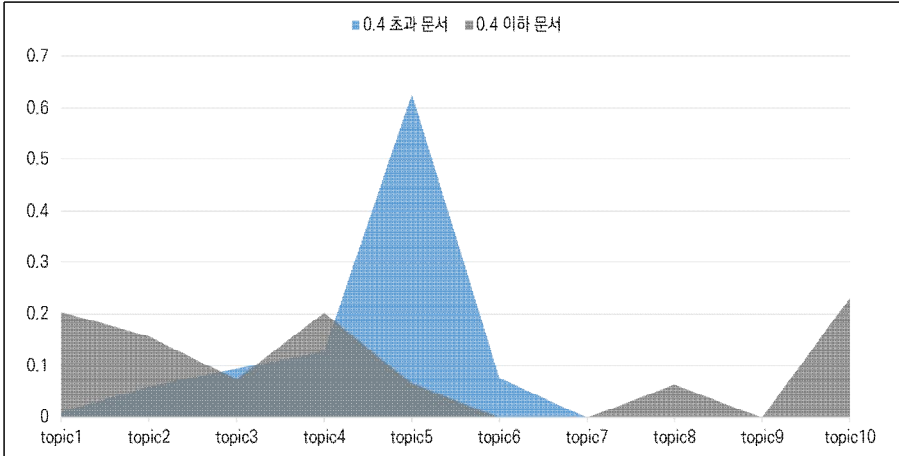
[그림 3-19] 토픽 9번 확률-문서 수 분포(최댓값 제외)



출처: 저자 직접 작성

모든 토픽에서 확률 값 집중 구간(0.4~0.5)의 직전 경계 값인 0.4를 기준으로 특정 문서의 토픽에 속할 확률분포를 확인하였다. 0.4 초과 문서는 토픽 5번에 확률이 집중되어 있는 반면 0.4 이하 문서는 토픽 1, 4, 10번 문서에 집중되어 있다.

[그림 3-20] 특정 문서의 토픽에 속할 확률분포



출처: 저자 직접 작성

또한 문서별 토픽에 속할 확률의 분산을 비교한 결과, 확률 0.4 이하 문서의 평균 분산은 0.0144로 나타나 확률이 특정 토픽에 집중되지 못하고 고르게 분산되는 경향을 보인 반면, 확률 0.4 초과 문서의 평균 분산은 0.0366으로 특정 토픽으로의 확률 집중도가 상대적으로 뚜렷하게 나타났다. 이러한 확률 구조와 분산 분석 결과를 종합할 때, 0.4 이하 문서들은 특정 토픽에 의미 있게 귀속되지 못하고 전체 토픽에 확률이 고르게 분산되는 문서군임이 실증적으로 확인되었으며, 이들 문서는 주제적 응집도가 낮고 토픽 대표성이 부족하여 기존 토픽 분류의 해석력을 약화시킬 가능성이 있음을 보여준다.

따라서 본 연구에서는 특정 토픽에 대한 귀속 확률이 낮아 주제 일관성이 확보되지 않은 문서를 식별하기 위해 토픽 확률 0.4 이하 문서를 ‘비명확 토픽 문서’로 정의하고 해당 문서들에 대해 재분류 절차를 수행하고자 한다.

3) 유사도 기반 토픽 재분류 방안

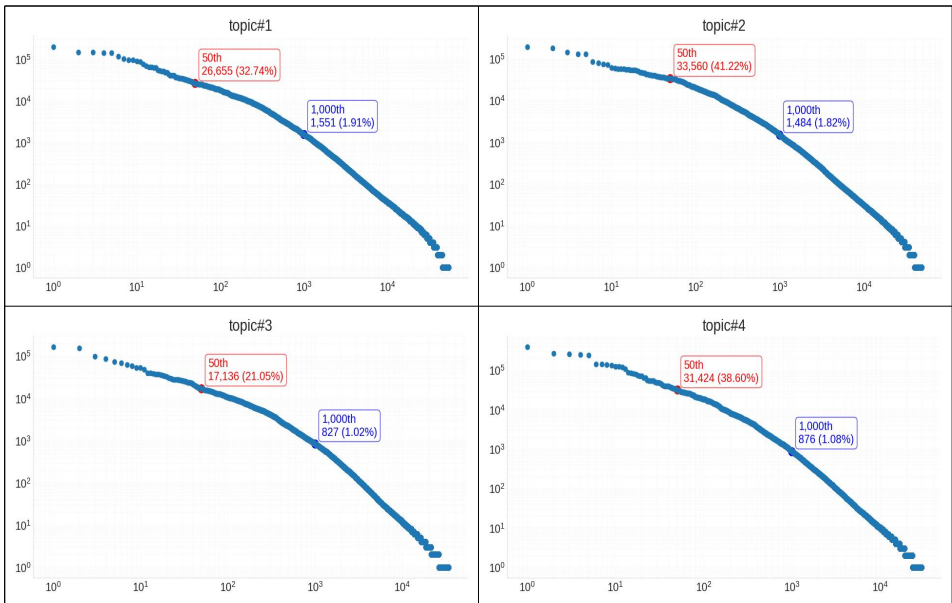
기존 LDA 결과에서 비명확하게 분류된 문서들을 정교하게 재배치하기 위해 유사도 기반 토픽 재분류 방안을 적용하고자 한다. 본 방안은 단어 조합과 단어 빈

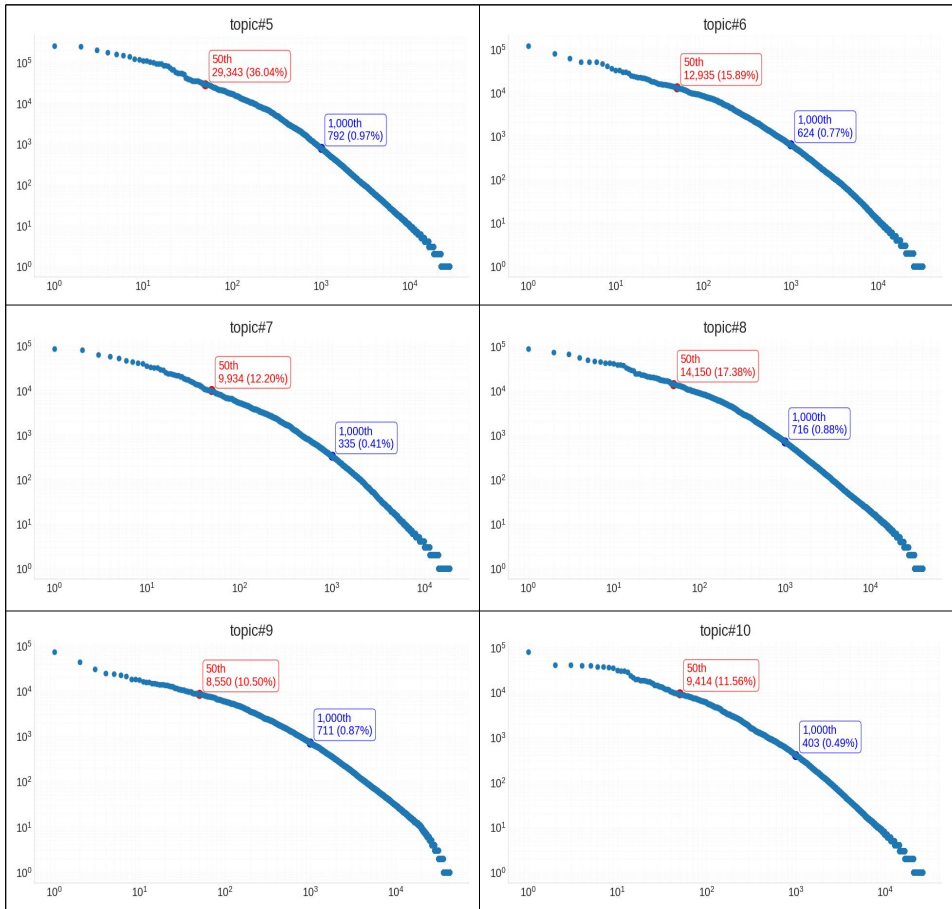
도 정보를 활용하여 문서-토픽 간 유사도를 재산출한 뒤, 해당 유사도가 가장 높은 토픽으로 재분류하는 절차로 구성된다.

(1) 기준 데이터 산출

유사도 기반 재분류의 기준점을 마련하기 위해, 먼저 신뢰도가 높은 문서 집단을 구축하였다. 이를 위해 LDA 기반 토픽 확률이 0.4를 초과하는 문서를 선별하여 해당 문서로부터 토픽별 단어 빈도 데이터를 산출하였으며, 해당 데이터를 재분류 알고리즘의 기준 데이터로 활용하고자 한다. 토픽별 전체 단어 수는 81,415 개로 나타났으며, 이를 모두 활용할 경우 희소 단어가 다수 포함되어 토픽 대표성 및 분류 정확도를 약화시킬 가능성이 있다. 이에 단어 분포의 구조적 특성을 확인하고자 10개 전체 토픽을 대상으로 로그-로그 스케일로 표현한 빈도-순위 그래프(Zipf plot)를 분석하였다. 그래프의 x축은 순위(log)이며, y축은 빈도 수(log)이다.

[그림 3-21] 토픽별 빈도-순위 그래프





출처: 저자 직접 작성

분석 결과, 모든 토픽에서 공통적으로 전형적인 Zipf 분포 형태를 보였다. 이는 소수의 고빈도 단어가 토픽의 핵심 의미를 주도하는 반면, 대부분의 단어는 매우 낮은 빈도로 출현하는 장기 꼬리(long-tail) 구조를 갖는다는 것을 의미한다. 상위 빈도 단어는 토픽 식별에 중요한 기여를 하지만, 희소 단어는 문서 간 우연적 발생이 많아 분석 과정에서 노이즈로 작용할 가능성이 크다. 또한, 지나치게 적은 단어 수를 활용할 경우 토픽의 의미가 충분히 반영되지 않는 문제가 발생할 수 있다.

그래프를 보면, 순위 1~50 구간은 빈도가 급격히 감소하는 영역으로, 토픽의

핵심 의미를 구성하는 주요 단어들이 집중되어 있다. 반면 순위 1,000위 부근의 단어 빈도를 확인한 결과, 토픽별 1,000번째 단어는 333~1,550회 수준으로 나타났으며, 이는 각 토픽의 문서 수(24,998~67,348건)에 비해 약 0.4~2%에서만 등장한 단어에 해당한다. 즉, 각 토픽에서 1,000위에 해당하는 단어는 일관되게 나타나는 핵심 단어라기보다는 개별 문서에서 제한적으로 등장하는 희소 단어에 가깝다. 이러한 특성을 고려할 때, 1,000위 이후 단어는 토픽 의미와의 연관성이 매우 낮고 분석 과정에서 노이즈로 작용할 가능성이 크므로 토픽 재분류에 활용하기 적합하지 않다.

따라서 본 연구에서는 이러한 분포적 특성을 반영하여, 상위 50개 단어를 토픽의 핵심 정보를 확보하기 위한 최소 범위로 설정하고, 1,000위 이후 단어는 분석 효율성을 저해할 가능성이 높다는 점을 고려하였다. 이에 따라 토픽 대표성과 분석 안정성을 동시에 확보하기 위해 단어 수를 50~1,000개 범위로 제한하여 최적의 단어 수를 도출하고자 한다.

(2) 단어 유사도 지표

토픽 재분류는 단어 정보의 두 가지 유사도 지표를 활용하여 수행하였다. 첫 번째로, 단어 조합 유사성은 각 문서가 포함된 단어 조합이 특정 토픽의 기준 단어 조합과 얼마나 일치하는지를 판단하는 지표로, 토픽별 기준 단어 집합 중 해당 문서에 포함된 단어 비율을 계산하여 산출하였다. 두 번째로, 단어 빈도 유사성은 문서의 단어 빈도 벡터와 토픽의 기준 빈도 벡터 간의 코사인 유사도를 통해 산출하였으며, 이를 통해 해당 문서가 어떤 토픽의 단어 사용 패턴에 가장 근접한지를 평가하였다. 이때, 각 문서의 단어 빈도와 토픽별 기준 빈도의 스케일 차이가 크므로 빈도 수가 아닌 비율 값으로 비교하였다.

문서별 최종 유사도는 두 지표를 결합하여 산출하였으며, 결합 방식은 다음과 같다. 이때, β 는 조합 유사성과 빈도 유사성의 기여도를 조절하기 위한 가중치 파라미터로, 1에 가까울수록 조합 유사성의 영향력이 커지고 0에 가까울수록 빈도

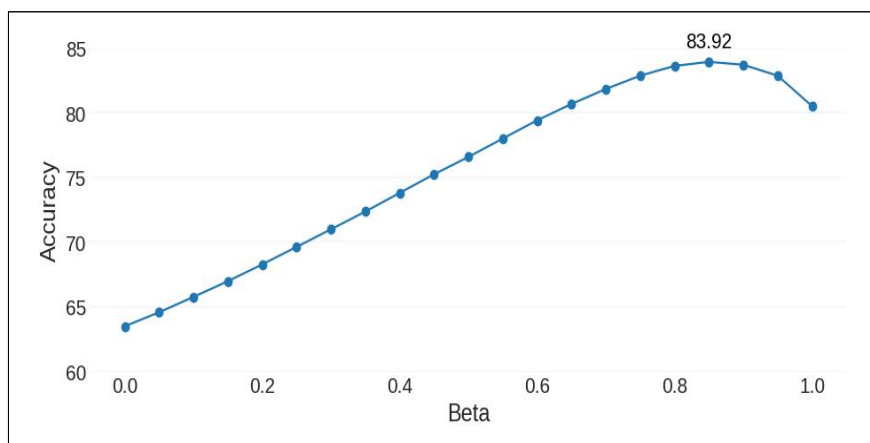
유사성의 영향력이 커진다. 두 유사도 지표 간의 균형을 맞추기 위해 최적의 β 를 도출하고자 한다.

$$similarity = \beta \times (\text{단어 조합 유사성}) + (1 - \beta) \times (\text{단어 빈도 유사성})$$

(3) 최적의 조합 탐색

토픽별 기준 단어 개수 N 과 결합 가중치 β 의 최적 조합을 탐색하였다. 최종 토픽은 모든 토픽에 대해 결합 유사도를 계산한 후 가장 높은 값을 갖는 토픽으로 분류하였으며, LDA 기반 토픽과 결합 유사도 기반 토픽을 비교하여 정확도를 계산하였다. 먼저, $N=50$ 으로 고정한 상태에서 β 를 조정하면서 정확도를 확인한 결과, $\beta=0.85$ 에서 가장 높은 분류 정확도를 보였다.

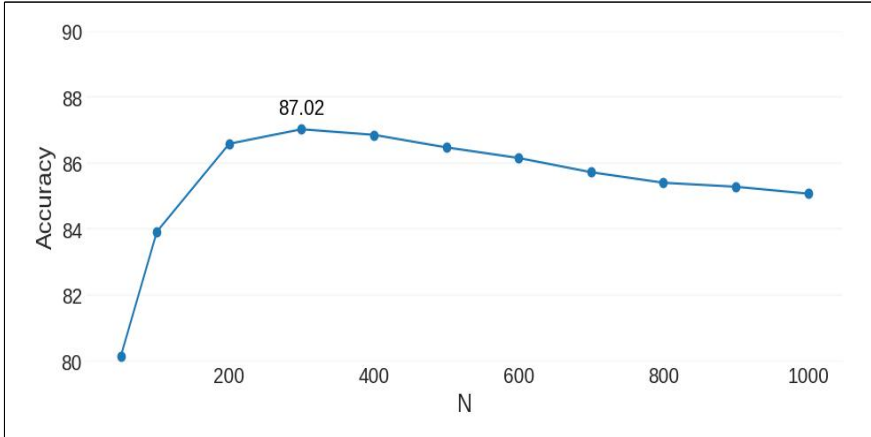
[그림 3-22] 결합 가중치 beta별 정확도 그래프



출처: 저자 직접 작성

$\beta=0.85$ 로 고정한 뒤 기준 데이터의 상위 단어 수 N 을 변화시키며 실험한 결과, $N=300$ 일 때 가장 높은 정확도가 도출되었다.

[그림 3-23] 기준 데이터 상위 단어 수 N별 정확도 그래프



출처: 저자 직접 작성

이를 통해 $\beta=0.85$, $N=300$ 을 최적의 재분류 파라미터로 확정하여 비명확 토픽 문서를 최종 분류하였다.

(4) 토픽 재분류 결과

2010년부터 2024년 10월까지의 뉴스 기사 데이터 538,871건에 대해 토픽별 결합 유사도를 계산하여 분류한 결과, 최고 결합 유사도가 0인 데이터 165건이 발생하였다. 이는 토픽 기준 데이터와 공통된 의미 단어가 존재하지 않거나, 문서 자체의 길이가 매우 짧아 분석에 활용 가능한 정보가 부족한 경우에 해당한다. 또한 전처리 과정에서 의미 단어가 제거되었거나 반도체 산업과 무관한 내용이 포함된 문서가 존재할 가능성도 있으며, 이와 같은 문서들은 단어 조합 유사도와 단어 빈도 기반 유사도가 모두 0으로 계산되면서 결합 유사도가 0으로 산출된 것으로 판단된다. 이에 유사도가 0인 데이터는 모두 삭제하였다.

기존 LDA 확률이 0.4 이하인 문서는 최고 결합 유사도 값을 갖는 토픽으로 재분류하였다. 그 결과, 토픽 3, 4, 7, 10은 재분류 이후 문서 수가 증가한 반면, 토픽 1, 2, 6, 8, 9는 감소하였다. 특히 토픽 7은 4,913건(약 14%) 증가하여 가장 큰 폭의 상승을 보였으며, 토픽 2와 9는 각각 4,561건(-6.27%), 2,465건(-6.22%)

감소하여 상대적으로 큰 감소 폭을 보였다.

〈표 3-19〉 1·2차 연도 토픽 재분류 결과표

토픽	재분류 전 문서 수	재분류 후 문서 수	증감	증감률(%)
1	84,179	82,859	-1,320	-1.57
2	72,711	68,150	-4,561	-6.27
3	38,311	41,280	+2,969	+7.75
4	79,429	82,247	+2,818	+3.55
5	67,726	67,770	+44	+0.06
6	45,185	43,620	-1,565	-3.46
7	35,117	40,030	+4,913	+13.99
8	34,029	32,118	-1,911	-5.62
9	39,631	37,166	-2,465	-6.22
10	42,388	43,466	+1,078	+2.54
합계	538,706	538,706	-	-

나. 3차 연도 데이터 토픽 분류

고도화된 토픽 모델을 통해 3차 연도 데이터의 토픽을 분류하고자 한다. 먼저, LDA 모델을 활용하여 토픽을 전체 뉴스 기사에 대한 1차 토픽 분류를 수행하였다. 비명확 토픽 문서(LDA 확률이 0.4 이하인 문서)에 대해 토픽을 재분류하기 위해 단어 유사도를 계산하였으며, 유사도를 계산하기 위한 토픽별 기준 데이터는 1·2차 연도 데이터를 활용하였다. 3차 연도 데이터 80,706건 중 유사도 값이 0인 문서가 1건 발생하여 해당 문서는 제외하였다. 비명확 토픽 문서는 16,772건으로 단어 유사도 기반의 토픽으로 재분류하였으며, 그 결과는 〈표 3-20〉과 같다. 1·2차 연도와 동일하게 토픽 3, 4, 7, 10은 재분류 이후 문서 수가 증가한 반면, 토픽 1, 2, 6, 8, 9는 감소하였다. 특히 토픽 7은 1,419건(약 21.90%) 증가하여 가장 큰 폭의 상승을 보였으며, 토픽 2는 1,124건(-8.50%) 감소하여 큰 감소 폭을 보였다.

〈표 3-20〉 3차 연도 토픽 재분류 결과표

토픽	재분류 전 문서 수	재분류 후 문서 수	증감	증감률(%)
1	10,887	10,734	-153	-1.41
2	13,229	12,105	-1,124	-8.50
3	12,412	13,049	+637	+5.13
4	7,985	8,187	+202	+2.53
5	14,638	14,471	-167	-1.14
6	3,278	3,233	-45	-1.37
7	6,479	7,898	+1,419	+21.90
8	5,799	5,382	-417	-7.19
9	2,493	2,105	-388	-15.56
10	3,505	3,541	+36	+1.03
합계	80,705	80,705	-	-

다. 전체 토픽 분류 결과

1차~3차 연도(2010년~2025년 10월) 전체 문서의 토픽 분류 결과, 총 데이터 619,411건 중 토픽 1(15.11%), 4(14.60%), 5번(13.28%) 순으로 가장 많았다.

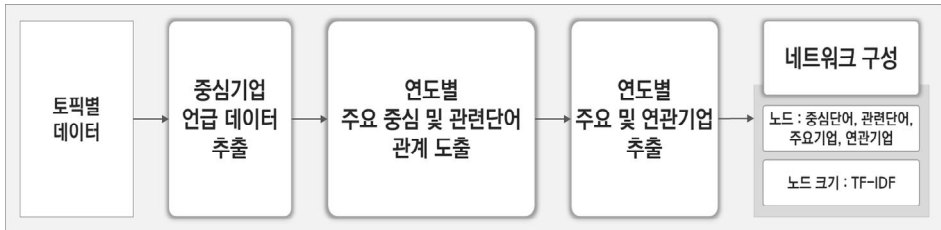
〈표 3-21〉 전체 문서의 토픽별 분포

토픽	토픽 명	문서 수	분포(%)
1	반도체 관련 정책에 따른 조직 개편 및 전략 변화	93,593	15.11
2	기술 및 IT 업계의 주요 동향	80,255	12.96
3	수출 둔화, 투자 감소, 고용 부진에 따른 경기 둔화가 우려	54,329	8.77
4	국내 반도체 시장 분기별 실적 우려 및 기대	90,434	14.60
5	외국인과 기관의 매도와 매수에 따른 코스피 변화	82,241	13.28
6	증권 시장 변화에 따른 KRX300 지수에 포함된 종목 변화	46,853	7.56
7	인텔 인수 투자에 따른 반도체 시장 경쟁 가속화	47,928	7.74
8	반도체 산업 중심 용인, 평택 등 신도시 개발 및 인재 양성	37,500	6.05
9	반도체 공장 관련 직업병 문제 및 대법원 판정	39,271	6.34
10	반도체 산업 장비 및 기술 개발로 인한 특허 취득 및 계약 증가	47,007	7.59
합계		619,411	100.00

3. 주요 이슈 변화 네트워크 현행화

2차 연도에 구축한 주요 이슈 변화 네트워크의 현행화를 위해 다음 프로세스와 같이 진행하였다.

[그림 3-24] 중심기업별 주요 이슈 변화 네트워크 구축 프로세스



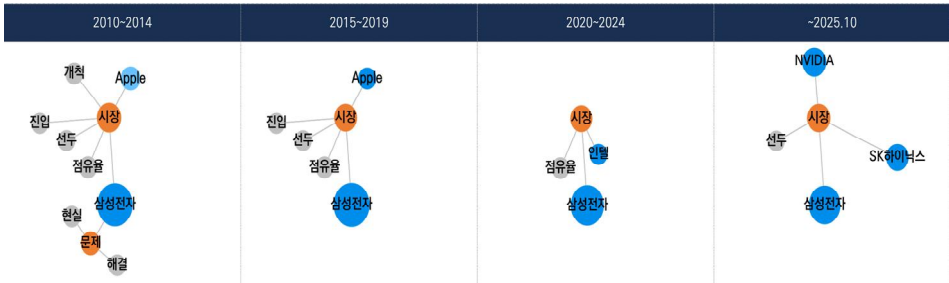
출처: 저자 직접 작성

먼저, 중심기업이 언급된 문서들을 추출하고 토픽별 중심단어와 관련단어들의 연도별 동시 출현 빈도 행렬을 생성하여 특정 기준에 따라 연도별 주요 중심 및 관련 단어를 도출한다. 이때, 중심기업은 2차 연도와 동일하게 삼성전자, SK하이닉스, 인텔로 선정하였으며, 특정 기준은 중심단어와 관련단어의 동시 출현 빈도의 상관관계수가 0.9 이상인 경우로 정의하였다. 연도별 주요 중심단어와 관련단어를 도출한 후 주요 및 연관 기업을 도출하고 이를 기반으로 연도별 주요 이슈 네트워크를 구축한다. 주요 기업은 토픽의 총 문서 수 대비 기업의 출현 빈도 수의 비중이 50% 이상인 기업과 5% 이상 50% 미만이나 토픽의 모든 중심단어와 상관관계가 있는 기업이며, 연관기업은 5% 이상 50% 미만인 기업 중 중심단어와 상관관계가 하나라도 있는 기업을 말한다.

중심기업별 주요 이슈 변화 네트워크를 현행화한 결과는 부록에 첨부하였으며, 대표적으로 나타난 삼성전자의 토픽 1번 변화 네트워크는 [그림 3-25]와 같다. 2010년 초반 대비 2010년 후반에 ‘Apple’이 주요기업으로 나타났으며, ‘문제’ 중심단어와 관련단어들이 사라졌다. 2020년 초반의 경우 주요기업이었던 ‘Apple’이 사라지고 ‘인텔’이 주요기업으로 나타났으며, ‘시장’의 관련단어인 ‘선

두, '진입'이 사라지고 '점유율'만 남았다. 2025년의 경우 주요기업이었던 '인텔'이 사라지고 'NVIDIA'와 'SK하이닉스'가 나타났으며, '시장'의 관련단어인 '점유율'이 사라지고 '선두'가 나타났다.

[그림 3-25] 삼성전자 토픽 1번의 변화 네트워크



<표 3-22> 삼성전자 토픽 1번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025. 1.~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	문제	-	-	-	-
관련단어		개척, 해결, 현실	-	선두, 진입	선두	점유율
주요기업	Apple	-	인텔	Apple	NVIDIA, SK하이닉스	인텔
연관기업	-	Apple	-	-	-	-

제3절 결론 및 향후 계획

본 연구는 정형데이터 기반의 거래 관계 행렬 구축과 비정형데이터 기반의 주요 이슈 변화 네트워크 현행화를 진행하였다.

먼저, 정형데이터 기반 거래 관계 행렬 구축에서는 실제 거래 데이터를 활용하여 산업 간 연결 구조를 보다 실증적으로 파악하고자 하였으며, 이를 위해 NICE 평가정보를 통해 특정 산업에 속한 기업의 거래 데이터를 확보하였다. 반도체협회 회원사 정보를 활용하여 데이터의 대표성과 포괄성을 검증한 결과, 회원사 전체의 약 12.4%만이 수급되었다. 그러나 매칭되지 않은 회원사가 NICE평가정보를 이용하지 않을 가능성도 존재하여 데이터 정보 중 하나인 ‘한글주요제품’ 항목을 활용하여 ‘반도체 관련 기업’을 분류하였다. 분류하기 위해 기업의 각 제품에 연관성 등급을 부여하였으며, 등급별 비율을 계산하였다. 비회원사의 ‘높음’ 등급 평균 비율인 53.45%로 ‘반도체 관련 기업’을 분류하고자 하였으며 해당 기준의 적정성 검토 결과, 반도체 산업의 핵심 구조를 대표적으로 반영하면서도 네트워크의 포괄성과 안정성을 동시에 확보하는 합리적 기준점으로 판단되었다. ‘반도체 관련 기업’만을 식별하여 N×N 크기의 연도(2016년, 2020년, 2024년), 산업(중분류, 소분류, 세분류), 거래 구분(매출, 매입) 기준별 거래 관계 행렬을 구축하였다.

다만, 구축된 행렬은 일정 수준의 대표성과 산업적 패턴을 확보하였음에도 불구하고, 산업 상세 수준에서 세부 품목이나 기술 특성이 충분히 반영되지 못하는 한계가 존재하였다. 이에 따라 ‘반도체 관련 기업’ 분류 체계를 더욱 정교하게 고도화할 필요가 있다. 향후에는 기존의 키워드 기반의 연관성 분류 방식과 공정 정보, 제품군 구조, 기술 특성, 외부 공시 정보 등 다양한 정형 지표를 결합하여 기업 분류의 정확도를 높이고자 한다. 이를 통해 거래 관계 행렬의 산업적 해석력을 강화하고, 공급망 구조 분석 과정에서 발생할 수 있는 왜곡 가능성을 최소화할 계획이다.

다음으로, 비정형데이터 기반 주요 이슈 변화 네트워크 현행화에서는 토픽에 속

할 확률이 분산된 애매한 분포를 반환하는 기존 LDA 방식의 한계를 극복하기 위해 기존 데이터를 활용하여 고도화를 진행하였다. 기존 데이터의 문서별 토픽 확률 분포를 확인한 결과, 모든 토픽에서 확률 값의 집중 구간은 0.4~0.5로 나타났다. 집중 구간의 직전 경계 값인 0.4를 기준으로 확률분포의 분산을 비교하였으며, 그 결과 0.4 이하 문서들은 0.4 초과 문서들보다 분산이 더 낮게 나타나 확률 분포가 더욱 분산되었음을 확인하였다. 이에 0.4 이하인 문서들로 ‘비명확 토픽 문서’를 정의하였으며, 1차적으로 기존 LDA로 분류하고 0.4 이하인 문서들로 한해서 토픽을 재분류하였다. 토픽 재분류는 토픽별 단어 조합과 단어 빈도 정보를 활용하여 문서-토픽 간 유사도를 재산출한 뒤, 해당 유사도가 가장 높은 토픽으로 분류하는 방식으로 진행하였다. 토픽별 단어 조합과 빈도 정보는 기존 데이터 중 확률 값이 0.4 초과인 문서들을 통해 정보를 추출하여 기존 데이터를 생성하였다. 이때 기존 데이터는 토픽별 포함되는 단어의 수가 너무 많으면 토픽의 대표성과 분류 정확도를 약화시킬 수 있으며, 너무 적어도 토픽의 의미가 충분히 반영되지 않는 문제가 발생할 수 있어 빈도-순위 그래프 분석을 통해 50~1,000개의 범위로 제한하여 분류 정확도를 측정하였다. 그 결과 300개일 때 최고 정확도를 보였다. 분류하기 위한 최종 유사도는 단어 조합 유사도 및 빈도 유사도의 가중치 결합으로 산출하였으며, 적절한 가중치를 도출하기 위해 가중치 0~1 범위의 분류 정확도를 측정한 결과 0.85에서 분류 정확도가 가장 높았다. 즉, 빈도 유사도보다 조합 유사도에 더 많은 가중치가 부여되어 조합 유사도의 영향력이 크게 반영되었다. 1~3차 연도에 수집한 데이터 모두 토픽 모델링 고도화 방안을 적용하여 재분류하였으며, 그 결과 토픽 간 경계가 보다 선명해지고 토픽별 의미 구조를 더 잘 반영하는 방향으로 재편되었다.

고도화된 토픽 모델은 향후 새로운 뉴스 데이터가 지속적으로 추가되더라도 보다 정교하고 안정적인 토픽 분류가 가능할 것으로 기대된다. 이를 기반으로 주요 이슈 변화 네트워크를 지속적으로 업데이트하여 반도체 산업 내 주요 이슈의 흐름과 변화를 장기적으로 추적할 수 있는 분석 체계를 구축하고자 한다. 이를 통해

반도체 산업의 구조적 변화와 글로벌 산업 환경에 대한 이해도를 한층 높이고, 산업 분석 및 정책 의사결정에 활용할 수 있는 신뢰도 높은 기반 자료를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

제 4 장 반도체 분야 시장위험지수 개발

제 1 절 서 론

1. 연구 배경 및 필요성

반도체 산업은 인공지능(AI), 자율주행차, 사물인터넷(IoT), 고성능 컴퓨팅(HPC) 등 4차 산업혁명 기술의 핵심 부품을 공급하는 전략산업으로서, 향후 글로벌 경제 질서 재편의 중심축으로 부상하고 있다. 2025년 6월 발표된 WSTS(World Semiconductor Trade Statistics) 반도체 시장 전망에 따르면, 2025년 세계 반도체 시장은 전년(6,305억 달러) 대비 11.2% 성장하여 7,008억 7,400만 달러에 이를 것으로 예측되는데, 이는 산업의 회복세가 일회성 반등이 아니라 지속적인 성장 국면에 진입했음을 보여준다(WSTS, 2025). 전 세계 반도체 기업들은 2030년까지 약 1조 달러 규모의 신규 반도체 공장(fab) 설립 및 설비 투자 계획을 발표한 상태다(McKinsey, 2024). 이와 같은 대규모 투자는 단순한 수요 충족을 넘어, 각국의 공급망 회복탄력성 확보와 산업 주권 강화를 위한 전략적 수단으로 작동하고 있으며, 한국은 이 가운데 핵심 생산기지로서의 역할을 지속하고 있다.

한국 반도체 산업은 수출, 투자, 고용 창출 측면에서 국가 경제에 미치는 영향력이 매우 크다. 2024년 기준 반도체는 전체 수출의 약 20.8%를 차지하고 있으며, 삼성전자와 SK하이닉스를 중심으로 고대역폭 메모리(HBM), AI 반도체 등 고부가가치 제품 중심의 투자 확대가 지속되고 있다(KITA, 2025). 정부 또한 「국가첨단전략산업법」을 통해 반도체 산업을 국가전략산업으로 규정하고, 세계 지원, 인력 양성, 클러스터 조성 등의 종합 지원 정책을 추진 중이다.

그러나 이러한 확장 국면에도 불구하고, 지정학적 불확실성과 정책 리스크는 한국 반도체 산업에 실질적인 위협으로 작용하고 있다. 특히 2025년 들어 미국의

무역정책 변화는 외생적 리스크로 부각되었다. 미국 정부는 한국산 반도체, 배터리, 의약품 등을 대상으로 최대 25%의 고율 관세를 예고했으며, 이후 양국 간 협상을 통해 15%의 관세율로 조정되었다(Reuters, 2025). 이에 따라 수출기업들은 관세 부과 이전 출하를 조기 확대하는 전략을 취했고, ING(2025)에 따르면 한국 반도체 수출은 2025년 상반기에 전년 대비 7.8% 증가하였다. 그러나 이는 일시적인 선출하 효과에 불과하며, 하반기에는 관세에 따른 실질적인 수출 둔화 가능성도 제기되고 있다.

이처럼 기술 경쟁의 격화, 글로벌 공급망의 재편, 주요 국가의 산업정책 변화 등 다양한 불확실성 요인이 복합적으로 작용하면서, 반도체 산업의 시장 위험을 실시간으로 계량화하고 이에 선제적으로 대응할 수 있는 지표의 필요성은 더욱 분명해지고 있다. 반도체 산업은 기술 변화 주기가 짧고, 외부 충격에 대한 민감도가 높은 구조적 특성을 지니고 있기 때문에, 위험 요인의 조기 탐지와 체계적인 대응 체계를 갖추는 것이 산업의 안정성과 지속가능성을 확보하는 데 필수적이다.

현재 산업 동향을 파악하는 데 활용되는 자료들은 주로 기업의 공시자료, 무역 통계, 생산지수 등 전통적인 정형데이터에 기반하고 있다. 이러한 자료들은 공신력 있는 정보를 제공한다는 점에서 유용하나, 대부분 분기 또는 연 단위로 발표되어 실시간성이 부족하고, 예기치 않은 사건이나 급변하는 시장 분위기를 즉각적으로 반영하기 어렵다는 한계가 있다. 더욱이, 최근에는 AI 반도체, 고대역폭 메모리, 차량용 반도체 등 특정 분야에 대한 수요 급증과 글로벌 경쟁의 심화로 인해 기술력, 공급 능력, 외교적 리스크 등 비계량적 요소들의 중요성이 더욱 커지고 있는 상황이다.

따라서 정형데이터만으로는 산업 전반의 위험 수준을 충분히 설명하기 어렵고, 이를 보완하기 위해 온라인 뉴스, 산업 리포트, 정부 발표 자료, 금융시장 데이터 등 다양한 비정형 정보와 실시간 데이터를 활용한 종합적인 분석 체계가 요구된다. 특히 온라인 뉴스 및 산업 전문매체에 나타나는 키워드의 출현 빈도, 문맥 내 부정적 정서의 강도, 특정 사건에 대한 시장의 반응 등을 계량화하면, 반도체 산

업에 영향을 줄 수 있는 위험 요인을 조기에 탐지하고 그 심각도를 진단하는 데 활용할 수 있다.

이러한 배경 속에서, 반도체 산업의 구조적 위험 요인을 실시간으로 정량화하고, 산업 내외부의 불확실성에 능동적으로 대응할 수 있는 시장위험지수의 구축이 필수적으로 요구된다. 시장위험지수는 각종 정보의 흐름을 수치로 가시화함으로써, 정책 당국이나 산업계가 특정 시점에서의 위험 수준을 직관적으로 파악하고 이에 기반한 판단을 내릴 수 있도록 지원하는 중요한 정책적 도구로 기능할 수 있다. 나아가 이 지수는 단기적 모니터링을 넘어, 시간 흐름에 따른 위험 수준의 변화를 분석하고 주요 위험 요인의 발생 시점 및 파급 경로를 추적함으로써, 중장기 산업 전략 수립과 리스크 관리 체계를 고도화하는 데에도 활용될 수 있다.

또한 이러한 지수는 반도체 산업의 특수성을 반영하여 요인별 세분화 및 가중치를 적용함으로써, 단순한 수치 지표를 넘어 해석 가능성과 정책 적용성을 동시에 갖춘 정교한 산업 지표로 발전할 수 있다. 예를 들어, 정책적 불확실성, 외교 갈등, 수출 규제, 공급망 병목, 기술 경쟁, 자연재해, 글로벌 수요 위축 등 서로 다른 성격의 위험 요소들을 유형화하여 별도 요인지수로 구성하고, 이를 통합한 종합지수를 구축하면 시장 전체의 위험 수준을 포괄적으로 진단할 수 있다.

이러한 점에서 반도체 시장위험지수는 산업계와 정부 모두에 유의미한 정보 도구로 작용할 수 있으며, 특히 한국 반도체 산업의 안정적 성장을 위한 거시적 정책 수립, 실시간 경보 시스템 마련, 위기 대응 매뉴얼 정비 등에 중요한 근거 자료로 활용될 수 있을 것이다.

2. 연구 내용 및 기대효과

본 연구는 반도체 산업을 둘러싼 급격한 기술 변화, 글로벌 공급망 재편, 정책·외교적 환경의 불확실성 증가에 대응하여, 뉴스 기반 시장위험지수를 개발하고 고도화하는 것을 주요 목적으로 한다. 이는 반도체 산업 특유의 외부 민감성과 빠른 기술 주기를 고려할 때, 기존의 정형 통계자료만으로는 충분히 포착하기 어려운

시장 불확실성을 보완할 수 있는 새로운 계량지표로서 의미가 있다. 이를 위해 본 연구는 자연어처리 기술을 활용하여 온라인 뉴스 및 산업 리포트 등 비정형 텍스트 데이터를 수집·분석하고, 이를 바탕으로 위험지수를 구축하는 분석 체계를 제안한다. 특히 지수는 종합시장위험지수와 함께 주요 위험 요인을 정책, 외교, 반도체 시장, 외부충격, 거시경제 등으로 세분화한 요인별 세부 지수로 구성되며, 각 지수는 규격화 절차를 거쳐 직관적인 해석과 활용이 가능하도록 설계된다.

이를 위해 본 연구는 다음과 같은 네 가지 분석 단계를 중심으로 진행된다. 첫째, 반도체 산업의 구조적 특성과 외부 충격 반응 메커니즘을 반영하여, 지수 산출의 기본 원칙과 설계 흐름을 수립한다. 여기에는 종합시장위험지수뿐만 아니라 정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격 등으로 구성된 요인별 지수와 산업별·기업별 세부 지수를 포괄하는 체계적 설계가 포함된다. 둘째, 자연어처리 기반의 문서 분류 및 감성 분석 기법을 적용하여 온라인 뉴스로부터 위험 신호를 추출하고, 반도체 산업에 특화된 키워드 사전을 구축함으로써 도메인 적합성과 분석 정밀도를 제고한다. 셋째, 기사량 편중, 정보 중복, 이상값 존재 등 비정형 텍스트 데이터의 고유 한계를 통제하기 위한 데이터 전처리 및 정제 방안을 수립하고, 지수의 규격화와 강건성 확보를 위한 민감도 검증 절차를 포함시킨다. 이를 통해 시장위험지수의 신뢰성과 일관성을 확보한다. 넷째, 산출된 지수는 종합지수와 요인별 지수뿐 아니라, 산업별 위험지수(전자부품, 장비제조, 도소매 등) 및 기업 규모별·연론 노출량별 세분 지수로 확장 적용되며, 이를 통해 다양한 사용자층의 수요에 맞는 다차원적 해석 및 전략 활용이 가능하도록 설계된다. 마지막으로, 지수 운영 및 정책 연계 측면에서의 실효성 확보를 위해, 위험지수의 활용 가이드라인과 제도화 방안을 함께 제시하고, 지수 기반의 정량분석이 산업 정책 수립에 유의미하게 기여할 수 있는 전략적 연계 방안을 도출한다.

이러한 연구를 통해 기대할 수 있는 효과는 다음과 같다. 첫째, 시장위험지수는 정부와 산업계가 반도체 산업 내외의 위기를 조기에 탐지하고 선제적으로 대응할 수 있도록 하는 실시간 계량 인프라 역할을 수행할 수 있다. 특히 기술 통제 강화,

수출 규제, 관세 정책 등과 같은 갑작스러운 외부 충격에 대응하는 정책적 기민성을 높이는 데 기여할 수 있다. 둘째, 지수는 정부 정책의 실효성 제고와 정책 수립의 정량적 근거 확보에 활용될 수 있다. 정권 교체, 외교 분쟁, 주요국 반도체 전략 변경 등 거시적 이벤트가 시장 위험도에 미치는 영향을 수치화함으로써 각종 산업정책이나 지원방안의 시의성과 타당성을 사전에 평가할 수 있다. 마지막으로, 본 연구에서 제시하는 텍스트 기반 위험지수 구축 방식은 향후 반도체 산업을 넘어 이차전지, 디스플레이, 전기차 등 전략산업 전반으로 확장 적용이 가능하며, 이는 궁극적으로 산업통상 정책의 정교화를 위한 거시-미시 통합형 리스크 모니터링 체계의 초석이 될 수 있다. 결론적으로, 본 연구는 리스크 감지 능력을 갖춘 계량지표의 개발을 통해 반도체 산업의 전략적 민첩성을 강화하고, 정부와 산업계의 위기관리 역량을 고도화하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

제 2 절 선행 연구 조사

최근 반도체 산업을 둘러싼 지정학적 긴장 고조, 글로벌 공급망의 재편, 정책 환경의 불확실성 증대 등으로 인해 해당 산업의 위험요인을 보다 정밀하고 신속하게 포착할 수 있는 계량지표의 필요성이 대두되고 있다. 특히 반도체 산업은 기술 주기가 짧고 외부 충격에 민감하게 반응하는 특성상 기존의 정형 통계지표나 시계열 기반 예측모형만으로는 시장 불안정성과 리스크를 조기에 탐지하는 데 한계가 존재한다. 이에 따라 자연어처리와 기계학습 기술을 활용한 비정형 텍스트 기반의 경제심리 및 불확실성 지수 개발이 국내외적으로 활발히 진행되고 있으며, 실시간 정책 대응과 산업 전략 수립을 위한 정량적 보조 지표로서 주목받고 있다.

본 장에서는 반도체 시장위험지수 개발에 있어 이론적·실증적 기반이 될 수 있는 국내외 주요 선행연구를 체계적으로 검토한다. 연구의 성격과 목적, 활용 데이터의 형태, 분석방법론, 정책적 활용 가능성 등을 중심으로 총 14건의 연구를 정리하고, 그 공통된 기법과 구조적 특성을 유형화하였다. 선행연구는 첫째, 뉴스 텍스트를 기반으로 경제심리 또는 리스크 요인을 정량화한 ‘텍스트 기반 경제심리 지수 및 리스크 지표 개발 연구,’ 둘째, 정책·외교·지정학적 충격을 계량화하고 거시경제 변수와의 연계를 분석한 ‘정책·지정학·외부충격 관련 불확실성 지수 연구,’ 셋째, 산업 및 금융시장 내 실물 통계를 활용해 구조적 위험 요인을 포착하려는 ‘실물·산업·금융위험 지수 및 예측모형 연구’로 분류할 수 있다. 이러한 분류는 본 연구에서 설계하는 반도체 시장위험지수의 요인 구성, 데이터 구조, 지수 산출 방법론, 검증 체계 수립에 중요한 시사점을 제공한다.

첫 번째로, 뉴스 텍스트를 기반으로 경제심리나 불안 요인을 정량화한 연구들은 감성 분석 기법, 사전학습 언어모델, 키워드 빈도 기반 지수 산출 등 다양한 접근을 통해 경제 상황의 심리적 흐름을 수치화하였다. 대표적으로 한국은행(2022)은 사전 학습된 BERT 계열 언어모형을 활용하여 인플레이션 관련 뉴스 문장을 상승, 하락, 중립의 세 가지 어조로 분류하고, 이를 종합하여 문서 단위 어조지수를

산출하였다. 해당 지수는 소비자물가상승률(CPI)과의 시차 상관 분석을 통해 통계적으로 유의한 선행성을 보였으며, 이는 기존의 소비자심리지표로 포착하기 어려운 경제주체의 기대심리를 실시간으로 파악하는 데 기여할 수 있음을 시사한다. 또한 한국은행(2022)에서는 News Sentiment Index(NSI, 뉴스심리지수)를 개발하여 감성 분석을 고도화하였다. 해당 지수는 다수의 경제 기사 본문을 수집해 문장 단위로 긍정, 부정, 중립 감성으로 분류하고, 시계열적으로 집계함으로써 경제심리의 변화 흐름을 실시간으로 계량화하는 데 초점을 두었다.

이공희(2017)는 한국언론진흥재단의 빅카인즈 뉴스 데이터베이스를 활용하여 경기 관련 키워드 출현 빈도를 기반으로 뉴스경기지수를 산출하였다. 해당 지수는 경기 순환국면 예측을 위한 로지스틱 회귀모형에 포함되어 경기하강기 예측력을 기존 소비자심리지수보다 높일 수 있음을 실증적으로 제시하였다. 이러한 방식은 뉴스 텍스트의 구조를 단순한 빈도 기반 변수로 활용하되, 경제 순환과의 실증적 연결을 통해 정책 활용 가능성을 강조한 사례로 평가된다. 김민섭 외(2024)는 해운물류 지표인 SCFI의 예측 성능 향상을 위해 뉴스 기사 내 명사와 링크 정보를 활용하여 NF-LF(Noun Frequency-Link Frequency) 알고리즘을 제안하였다. 이는 TF-IDF 방식의 한계를 극복하고, 문서 내 의미 중심 단어의 영향력을 구조화하여 시계열 예측모형에 외생변수로 투입한 점에서 주목할 만하며, 텍스트 기반 영향력 지수의 계량적 확장 가능성을 제시하였다.

두 번째 유형은 정책 불확실성, 지정학 리스크, 외교적 긴장과 같은 외생적 충격을 계량화하여 실물경제 및 자산시장과의 연관성을 분석한 연구이다. IMF(2021)는 북한발 지정학 리스크가 한국 상장기업의 주가수익률에 미치는 영향을 분석하면서 GPRNK(Geopolitical Risk of North Korea)라는 월별 지수를 개발하였다. 이 지수는 국내 주요 언론 기사에서 핵실험, 미사일 발사 등과 관련된 키워드를 중심으로 설계되었으며, 실증분석 결과 리스크 상승기에 국내 대형주나 설비자산 비중이 높은 기업일수록 주가 하락 폭이 크다는 점을 확인하였다. 이 연구는 정치·외교적 사건이 산업과 기업 차원의 민감도를 구분하여 미치는 영향을 정량적으로 포착할 수 있음을 보여주며, 반도체 산업과 같이 외부 충격에 민감한

산업군의 위험 관리에 시사점을 제공한다.

Cho & Kim(2022)의 연구는 기존 Baker 등의 EPU(경제정책불확실성) 지수가 한국어 표현에 적절히 대응하지 못한다는 한계를 지적하고, 한국 경제 환경에 특화된 키워드 체계를 설계하여 새로운 Korea EPU 지수를 구축하였다. 새롭게 설계된 지수는 기사 텍스트 분석을 기반으로 정책 관련 뉴스의 비중과 변동성을 정량화하였으며, Local Projection 기법을 통해 불확실성 충격이 실물 경제 변수에 미치는 영향을 추정하였다. 그 결과, 새 지수는 기존 EPU 지수에 비해 산출, 소비, 고용 등 주요 거시 변수에 유의미한 부정적 충격을 초래함을 보여주었다. 또한 Cho & Im(2023)의 연구는 통화정책 불확실성(MPU)이 기업의 자금조달 구조에 어떤 영향을 미치는지를 분석하였으며, MPU 상승 시 기업이 단기부채 비중을 줄이고 보수적인 자금운용을 채택한다는 점을 실증적으로 밝혔다. 이는 금리정책의 불확실성이 기업 재무전략에 미치는 파급 경로를 규명하는 데 기여하며, 불확실성 지수와 기업의 실천적 대응 간의 연결 가능성을 제시한다.

세 번째 유형은 실물 데이터나 금융시장 지표를 기반으로 위험지수를 개발하거나 예측모형을 구성한 연구로, 뉴스 기반 지수의 보완적 혹은 비교 지표로 참고될 수 있다. 한국은행(2024)은 정형데이터를 활용한 인플레이션 예측모형을 설계하면서 총 298개 변수를 가격, 생산·경기변동, 노동, 금리·환율, 부동산 등의 카테고리 분류하여 예측변수 데이터셋을 구성하였다. LASSO, 랜덤 포레스트, 그래디언트 부스팅 등의 머신러닝 기법으로 예측모형화하고, 이들을 앙상블하여 성능을 개선하였다. 이 모델은 2021~2022년 급격한 인플레이션 시점에서 과거 데이터를 활용해 예측력을 테스트하였고, 기존 시계열 기반 예측보다 우수한 성과를 보였다. KIEP(2018)의 금융불안지수(Financial Stress Index, FSI) 연구는 전통적인 금융시장 지표 기반 FSI와, 구글 트렌드의 검색 데이터를 기반으로 한 빅데이터 FSI를 분리하여 제시하였다. 두 지수는 금융위기 전후 시점에서 스트레스 반응의 민감도 차이를 비교함으로써 심리지표 기반 지수의 보완적 역할을 강조하였다.

또한 산업연구원(2012)은 제조업 업종을 대상으로 실사지표(BSI)를 구축하여 생산, 내수, 재고 등 항목별 응답을 바탕으로 업종별 경기 흐름을 정량화하였다. 이는 기업 응답 데이터를 지수화하는 구조를 통해 반도체 산업 내 산업별 위험도 분해 구조를 설계하는 데 참고할 수 있다. 산업안전보건연구원(KOSHA, 2015)은 산업안전보건지표를 ILO 등 국제기준에 맞춰 설계하였으며, 투입-활동-산출-결과의 4단계 구조로 구성하였다. 이 지수는 연도별 산업재해 통계와 연결하여 현실성과 정책 반영력을 확보하였다. 마지막으로, 박환표·한재구(2019)는 건설현장의 공정별 사고위험을 반영한 지수를 개발하였는데 전문가 설문과 과거 재해통계를 이용해 가중치를 산정하고 지수화하는 방식으로 고위험 공정을 식별하였다. 이는 산업 내 세부 작업 단위에 대한 정량적 위험평가모형으로서 반도체 산업의 공정 기반 리스크 지수화 가능성을 보여준다.

이상의 선행연구 분석을 통해 다음과 같은 통합적 시사점을 도출할 수 있다. 첫째, 뉴스 기반 텍스트 분석은 실시간 경제심리 변화나 외부 리스크에 대한 민감도 측면에서 전통적 정형지표보다 높은 선행성과 예측력을 보일 수 있으며, 이는 본 연구의 뉴스 기반 시장위험지수의 유효성과 실용성을 정당화한다. 둘째, 정책·지정학·외교 등 외생 변수에 따른 세부 요인별 지수 구성이 가능하며, 이러한 구성은 정책 민감도가 높은 반도체 산업의 특성과 정합성을 갖는다. 셋째, 산업별·기업별 위험지수 작성에 있어 실물 지표 기반의 계량적 접근은 유의미한 참고 사례를 제공하며, 정성적 정보와 결합한 하이브리드 분석 구조가 요구된다. 넷째, 지수의 신뢰성과 강건성 확보를 위한 방법론으로는 시계열적 비교, 이벤트 반응 실험, 민감도 분석, 머신러닝 기반 예측 정밀도 비교 등이 활용될 수 있으며, 이는 본 연구의 실증 분석 설계에도 적용할 수 있다.

결론적으로, 선행연구들은 반도체 산업에 특화된 시장위험지수 개발이 이론적으로 가능하며 실무적으로도 긴요한 시점에 도달했음을 뒷받침한다. 본 연구는 이러한 이론적 기반을 종합하여 뉴스 기반 비정형데이터를 활용한 실시간 시장리스크 계량체계를 제시하고자 한다.

〈표 4-1〉 국내외 정형/비정형데이터 기반 지수 관련 선행 연구 요약(1): 텍스트 기반 경제심리지수 및 리스크 지표 개발 연구

제목	저자/기관 (연도)	연구주제	연구방법	시사점
인공지능 언어모형을 이용한 인플레이션 어조지수 개발 및 시사점	한국은행 (2022)	인플레이션 관련 뉴스 어조 추출 및 지수화	PLM 기반 문장 감성 분류, 어조지수 산출	인플레이션 예측력 향상 및 경제심리 선행지표로 활용 가능
기계학습을 이용한 뉴스심리지수(NSI)의 작성과 활용	한국은행 (2022)	경제심리 흐름의 실시간 정량화	뉴스 본문 수집 및 감성 분류 후 시계열 지수화	경기전환 시점 포착 및 경기지표 보조도구 활용 가능
뉴스 빅데이터를 이용한 경기 판단: 빅카인즈 뉴스 경기지수의 개발	이국희 (2017)	경기 관련 뉴스 키워드 빈도 기반 경기지수	키워드 출현빈도, 로지스틱 회귀 기반 경기국면 예측	공식 경기지표 보완 가능, 실물경기 민감도 개선
SCFI 지수 예측 모형의 성능 향상을 위한 텍스트 데이터 기반 문자열 가중치 추출 연구	김민섭 외 (2023)	해운시장 뉴스 기반 예측 변수 생성	NF-LF 알고리즘으로 명사 링크 빈도 기반 수치화	외생변수 반응을 통한 예측 정확도 향상 사례
Machine-Learning-Based News Sentiment Index(NSI) of Korea	한국은행 (2022)	일별 뉴스심리지수 구축 및 정밀화	트랜스포머 기반 NLP 분석, 감성분류 후 지수화	경제심리 조기 탐지 및 업종별 심리지수 확장 가능

〈표 4-2〉 국내외 정형/비정형데이터 기반 지수 관련 선행 연구 요약(2): 정책·지정학·외부 충격 관련 불확실성 지수 연구

제목	저자/기관 (연도)	연구주제	연구방법	시사점
Geopolitical Risk on Stock Returns: Evidence from Inter-Korea Geopolitics	IMF (2021)	북한 관련 지정학 리스크가 주가에 미치는 영향	뉴스 키워드 기반 GPRNK 지수, 패널 회귀분석	지정학 리스크의 기업 영향 차별성 분석 및 정책적 대응 근거 제공
Macroeconomic effects of uncertainty shocks: Evidence from Korea	Cho & Kim (2022)	한국형 정책불확실성 (EPU) 지수 개선	키워드 재설계, Local Projection 기법 적용	EPU 지수의 거시경제 충격 설명력 향상 및 정책 타이밍 예측 가능
Effects of monetary policy uncertainty on debt financing	Cho & Im (2023)	통화정책 불확실성이 기업 부채 구조에 미치는 영향	MPU 지수 활용 패널 회귀분석, 기업 특성 교차항 포함	정책 불확실성 하에서 기업의 단기 부채 축소 반응 실증
Measuring international uncertainty: The case of Korea	Shin et al. (2018)	한국형 거시경제 불확실성 지수 개발	Jurado 모형 기반 예측오차 분산 추정, 인자모형 결합	정책 불확실성 지수의 한계를 보완하는 구조적 대안 제시

〈표 4-3〉 국내외 정형/비정형데이터 기반 지수 관련 선행 연구 요약(3): 실물·산업·금융위험 지수 및 예측모형 연구

제목	저자/기관 (연도)	연구주제	연구방법	시사점
빅데이터와 기계학습 알고리즘을 활용한 실시간 인플레이션 전망	한국은행 (2024)	정형변수를 활용한 인플레이션 실시간 예측	LASSO, Random Forest, GBM 등 ML 앙상블 예측	급변 시기 정책 대응을 위한 예측모형 정밀화 가능성 확보
금융불안지수 개발과 금융불안 요인 변화 분석	KIEP (2018)	금융시장 스트레스 정량화 및 빅데이터 기반 보조지수 비교	금융지표 가중결합 FSI vs. 구글 검색 기반 ML 지수 비교	금융 시스템 조기경보 및 정책 개입 임계치 설정 근거 제시
제조업 업종별 경기실사지수(BSI)	산업 연구원	업종별 경기 흐름 실사지수화	분기 설문조사 기반 정성+정량 BSI 산출	단기 정책 설계 및 민간 투자전략 수립 자료 제공
국가 산업안전보건지표 개발에 관한 연구	KOSHA (2015)	산업안전보건 수준의 국가 지표화	국제 기준 기반 지표 체계 설계, 구조별 가중지수	산업별 안전정책 우선순위 설정 및 국제 비교 가능
통계자료를 활용한 건설안전 위험도 평가지수 개발	박환표·한재구 (2019)	공정별 사고 위험도를 수치화한 평가모형	전문가 설문, 통계 기반 가중치 산출 지수화	공정 위험도 사전 진단 및 보험요율 연계 가능

제 3 절 시장위험지수 산출 방법론

1. 지수 산출 개요 및 설계 흐름

[그림 4-1] 반도체 시장위험지수 산출 및 고도화 과정



출처: 저자 직접 작성

[그림 4-1]은 반도체 시장위험지수 산출 및 고도화 과정을 단계별로 시각화한 모식도이다. 각 단계별 작업과정을 확인하면 다음과 같다. 1단계는 데이터 수집단계이다. 이 단계에서는 온라인 뉴스 데이터를 기반으로 반도체 산업의 위험 요소를 분석하기 위해 데이터 수집을 진행한다. 네이버 뉴스 API를 활용하여 반도체 관련 키워드 및 기업 키워드를 중심으로 뉴스 기사를 크롤링하였다.

2단계는 데이터 전처리이다. 수집된 뉴스 데이터는 분석에 적합한 형태로 변환하기 위해 다양한 전처리 과정을 거친다. 먼저, 기업명 표준화 작업을 통해 여러 방식으로 표기된 기업명을 일관된 형태로 변환한다. 예를 들어, 한 기업이 기사마

다 서로 다른 방식으로 표현될 수 있기 때문에 이를 표준화하여 분석 결과의 신뢰성을 높인다. 그리고 수집된 데이터 중 반도체 산업과 관련이 없는 기사들은 필터링하는 작업을 거친다. 또한, 불용어 제거와 품사 추출을 통해 불필요한 단어들을 제거하고, 의미 있는 단어들만 남겨서 분석의 효율성을 높인다. 이러한 전처리 과정을 통해 데이터의 노이즈를 줄이고, 분석의 정확성을 높이는 데 기여한다.

3단계는 데이터 임베딩 과정이다. 전처리된 뉴스 데이터를 기반으로, 반도체 산업에서 위험 요소로 작용할 수 있는 주요 단어들을 추출하고 이를 클러스터링한다. 위험 요인별 워드 클러스터를 형성함으로써 유사한 의미를 가진 단어들이 그룹화된다. 예를 들어, ‘공급망 차질,’ ‘재고 부족’과 같은 단어들이 하나의 클러스터로 묶여 반도체 산업 내에서 특정 위험 요인에 대한 정보를 제공할 수 있다. 이 과정에서 지시변수가 생성되며, 이는 각 클러스터가 나타내는 위험 요소의 중요도를 수치화하여 반도체 시장의 위험을 계량화하는 데 활용된다.

4단계에서는 시장위험지수 계산이 이루어진다. 앞서 생성된 지시변수를 기반으로, EM 알고리즘을 적용하여 종합 시장위험지수를 계산하며, 다양한 요인(정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격)별로도 위험지수를 계산한다. EM 알고리즘은 각 데이터 클러스터의 분포를 추정하여 보다 정확한 위험 지수를 산출하는데 사용되며, 이를 통해 보다 정교한 위험 분석이 가능해진다. 산출된 위험지수는 해당 시점의 반도체 시장에서 발생할 수 있는 위험 요소들을 수치화하여 파악할 수 있도록 돕는다.

5단계는 시장위험지수 고도화 단계이다. 이 단계에서는 반도체 전문가의 의견을 지수에 반영하는 조정 작업과 평활화 작업을 진행한다. 반도체 전문가의 의견을 지수에 반영하는 조정 작업은 반도체 시장의 본질적 특성을 보다 정확히 반영하기 위한 절차이다. 반도체 시장의 주요 사건을 지수에 반영하여 시장 위험 평가의 신뢰성을 크게 향상시키는 역할을 한다. 지수 평활화 작업은 데이터의 변동성을 조정함으로써, 반도체 시장의 위험 변화 추이를 보다 명확하게 파악할 수 있도록 한다. 당해 연도 연구에서는 이 단계를 생략했으며, 이 단계에 대한 상세한 설

명은 2024년도의 반도체 시장위험지수 개발에 관한 연구 최종보고서에 기술되어 있다.

6단계는 시장위험지수의 규격화이다. 이 단계에서는 지수가 특정한 범위 내에서 안정적으로 작동할 수 있도록 설계하는 데 중점을 둔다. 본 연구에서는 시장의 극단적 사건을 반영하기 위해 목표 99퍼센타일 값을 130으로 설정하여, 보수적인 관점에서 잠재적 위험을 평가하고 관리하고자 하였다. 이를 통해 예상치 못한 손실을 최소화하고, 시장 변동에 대한 민첩한 대응과 신뢰성 있는 리스크 관리 체계를 구축할 수 있다. 이러한 규격화를 통해 반도체 시장의 위험 수준을 보다 객관적이고 안정적으로 나타낼 수 있으며, 이를 기반으로 최종 시장위험지수를 제시한다.

2. 지수 작성 방법

본 절에서는 반도체 시장위험 지수를 산출하는 방법론의 변화를 정리하고, 수정된 지수 작성 절차를 상세히 제시한다. 먼저 기존의 산출 방식과 이번에 도입된 방식의 차이를 비교하여 수정의 필요성을 설명하고, 이어서 기사 단위 기반의 bottom-up 접근을 적용한 새로운 지수 작성 과정을 단계별로 기술한다. 이를 통해 본 연구가 단순한 절차 개선을 넘어, 기사 단위 정보를 출발점으로 삼아 다양한 기준(요인별·영향력별·기사량별·산업별 등)에 따라 지수를 재구성하고 활용할 수 있는 확장된 분석 체계를 마련했음을 보여준다.

가. 기존 지수 작성 방법과 수정된 방법의 요약 및 수정 필요성

[그림 4-2] 지수 작성 방법의 기존 방식과 수정된 방식의 요약

	기존 방식	수정된 방식
입력	기사 $j \in \{1, \dots, J\}$ 위험요인 $i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 위험 상태 클러스터 $k \in \{1, 2, 3\}$	
출력	위험요인별 지수 R_i 및 최종 시장위험 종합지수 $R_{overall}$	
절차	Step1. 데이터 계량화: $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, x_{j4}, x_{j5})$ Step2. for i in (1:5): Fitting GMM with x_{ji} > 위험상태 클러스터 구분 & 모수값(π_k, μ_k, σ_k) 추정 Step3. 기사별 위험지표 계산: $R_j = \frac{P(j EH)}{\max(P(j j \in L), \epsilon)}$ Step4. 위험요인별 지수 산출: $R_i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J R_j$ Step5. 최종 시장위험 종합지수 산출: $R_{overall} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 R_i$	Step1. 데이터 계량화: $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, x_{j4}, x_{j5})$ Step2. Fitting GMM with x_j > 위험상태 클러스터 구분 & 모수값(π_k, μ_k, σ_k) 추정 Step3. 기사별 위험지표 계산: $R_j = \frac{P(j EH)}{\max(P(j j \in L), \epsilon)}$ Step4. 위험요인별 지수 산출: $R_i = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ji} R_j}{\sum_{j=1}^J x_{ji}}, i = 1, 2, 3, 4, 5.$ Step5. 최종 시장위험 종합지수 산출: $R_{overall} = \sum_{i=1}^5 w_i R_i, w_i = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ji}}{\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^J x_{ji}}$

출처: 저자 직접 작성

기존 방식은 요인별로 개별 GMM을 적합하여 위험 상태를 추정한 뒤, 각 요인별 지수를 산출하고 이를 평균해 최종 시장위험 종합지수를 도출하는 구조였다. 이러한 접근은 계산 과정이 단순하고 직관적이라는 장점이 있었지만, 몇 가지 중요한 한계가 존재했다. 첫째, 기사 단위의 세부 정보가 요인별로 분산되어 처리되기 때문에, 최종 지수는 기사 간 이질성과 맥락을 충분히 반영하지 못했다. 둘째, 지수 산출이 요인별 합산에 국한되어 있어, 기사 영향력이나 기사량, 산업별 특성 등 다양한 기준에 따라 지수를 재구성하거나 활용하는 데 제약이 있었다. 이러한 한계는 지수의 해석력과 활용도를 떨어뜨리는 요인으로 작용하였다.

이러한 한계를 보완하기 위해 수정된 방식은 기사 단위의 요인 벡터 $\mathbf{x}_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, x_{j4}, x_{j5})$ 를 입력하여 다변량 GMM을 적합하고, 기사 단위에서 위험 상태를 추정한 뒤 이를 집계하여 요인별 지수 및 최종 종합지수를 산출하는 bottom-up 접근으로 전환되었다. 이를 통해 기사 단위의 세밀한 정보를 직접 반영하면서도 동일한 데이터로부터 요인별·영향력별·기사량별·산업별 등 다양한 기준에 따라 지수를 재구성할 수 있는 유연성을 확보하였다.

이와 같은 수정은 단순한 계산 절차의 변화가 아니라 지수 산정 철학의 전환을 의미한다. 기존 방식이 요인 단위에서 출발하여 상위 지수를 합산하는 top-down 접근이었다면, 수정된 방식은 기사 단위에서 출발하여 다양한 기준(요인별, 영향력별, 기사량별, 산업별 등)으로 지수를 재구성할 수 있는 bottom-up 접근이다. 핵심적으로 달라진 부분은 두 가지다. 첫째, GMM 적용 단위가 요인별 일변량에서 기사별 다변량으로 바뀌어 위험 분류가 요인 간 상호작용을 반영할 수 있게 되었고, 둘째, 최종 종합지수 산정 방식이 단순 평균에서 가중합으로 바뀌어 기사별 기여도가 반영된 보다 정교한 지수가 산출되었다. 이 변화는 지수의 안정성과 대표성을 높이고, 동시에 다양한 분석·정책적 활용에 적합한 구조를 제공한다는 점에서 의의가 크다. 나아가 기사 단위에서 출발하는 구조는 동일한 데이터로부터 요인별·영향력별·기사량별·산업별 등 여러 기준에 따라 지수를 비교·분석할 수 있는 확장성을 제공하여, 위험지수를 다목적으로 활용할 수 있는 기반을 마련한다.

나. 수정된 지수 작성 방법

〈표 4-4〉 지수 작성 방법의 알고리즘 요약

입력	<ul style="list-style-type: none"> • 기사 $j = 1, \dots, J$ • 위험요인 $i \in \{\text{정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격}\}$ • 하한 $\epsilon = 0.1$ • 혼합성분 $K=3$(H: 높은 단계의 시장위험 클러스터, M: 중간 단계의 시장위험 클러스터, L: 낮은 단계의 시장위험 클러스터)
출력	<ul style="list-style-type: none"> • 위험요인별 지수 R_i와 최종 시장위험 종합지수 R_{overall}

절차	<p>Step 1. 데이터 계량화: 기사 j에서 위험요인 i의 어휘 빈도 x_{ji} → 벡터 $\mathbf{x}_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, x_{j4}, x_{j5})$ 및 행렬 \mathbf{X} 구성</p> <p>Step 2. GMM 모델 적합을 통한 위험 상태의 구분 → 각 기사별로 높은 단계, 중간 단계, 낮은 단계 위험 시장 클러스터에 속할 확률인 $P(j j \in H), P(j j \in M), P(j j \in L)$을 계산</p> <p>Step 3. 기사별 위험지표 계산: $R_j = \frac{P(j j \in H)}{\max(P(j j \in L), \epsilon)}$</p> <p>Step 4. 위험요인별 지수 산출: $R_i = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ji} R_j}{\sum_{j=1}^J x_{ji}}, i = 1, 2, 3, 4, 5.$</p> <p>Step 5. 최종 종합 시장위험지수 산출: $R_{\text{overall}} = \sum_{i=1}^5 w_i R_i, w_i = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ji}}{\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^J x_{ji}}$</p>
----	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

1) Step 1. 데이터 계량화

본 지수 산출의 첫 단계는 비정형 텍스트 데이터인 뉴스 기사를 정량적으로 다룰 수 있는 수치형 지수 형태로 변환하는 것이다. 관측단위는 각 뉴스 기사 j 이며 전체 기사 수가 J 일 때, 기사 인덱스는 $j = 1, \dots, J$ 로 표기한다. 각 기사는 다섯 가지 위험 요인(정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격)에 대응하는 수치로 표현된다. 기사 j 의 요인별 수치를 모아 만든 벡터를

$$\mathbf{x}_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, x_{j4}, x_{j5}) \in R_{\geq 0}^5 \quad \text{[식 4-1]}$$

로 둔다. 여기서 $x_{ji} \geq 0$ 는 기사 j 에서 위험요인 i 에 해당하는 어휘가 관측된 빈도이다. 모든 기사를 행벡터로 확장하면 다음의 기사×요인 행렬을 얻는다.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} & x_{15} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} & x_{25} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{J1} & x_{J2} & x_{J3} & x_{J4} & x_{J5} \end{bmatrix}, J = \text{전체 기사수}. \quad \text{[식 4-2]}$$

위험요인 i 는 $i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 로 정의하며, 순서대로 {정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격}에 해당한다. 각 요인은 독립적인 해석 범주로 취급하되, 지수

산출 시에는 요인별 결과를 결합해 종합지수를 구성한다.

어휘 기반 계량화를 위해 요인별로 사전에 정의된 어휘 목록을 사용한다. 각 기사에서 위험요인 i 의 어휘가 나타난 횟수를 세어 x_{ji} 에 기록한다. 결과적으로 x_{ji} 는 기사 j 가 위험요인 i 와 얼마나 관련되는지 나타내는 값이다. 본 연구에서는 위와 같은 어휘 기반 계량치를 그대로 사용하여, 이후의 확률모형 적합과 지수 산출에 활용한다.

2) Step 2. GMM 모델 적합을 통한 위험 상태의 구분

기사별 위험요인이 세 가지 위험 상태(높음·중간·낮음)로 구분된다고 가정하고, 가우시안 혼합모형(GMM)을 적용하였다. 각 위험요인 i 에 대해, 각 기사가 3개의 가우시안 분포가 섞인 혼합 분포를 따른다고 가정한다($K=3$). 모수 집합을 $\theta := (\pi_k, \mu_k, \sigma_k^2)_{k \in K}$ 로 두며, 여기서 π_k 는 혼합비, μ_k 와 σ_k^2 는 각 성분의 평균과 분산이다. 모수는 표준적인 EM 알고리즘으로 추정하고, 기사 j 가 성분 k 에 속할 사후확률을 구한다. EM 알고리즘의 자세한 설명은 2023년도 최종보고서에 기술되어 있다.

2024년에 연구한 방식과 비교하여 두 가지 수정된 점이 존재한다. 기존 연구에서는 각 요인을 개별적으로 분리해 GMM을 적합했으나, 수정된 방식에서는 기사 단위로 모든 요인을 하나의 벡터 형태로 묶어 GMM을 적합하였다. 또한, 이전에는 전체 데이터를 그대로 사용해 학습했지만, 수정된 방식에서는 계산 효율성과 안정성을 위해 데이터의 10%를 추출하여 모수를 추정한 후, 추정된 모형을 전체 데이터에 적용하여 각 기사별 상태 사후 확률을 산출하였다. 이러한 방식은 분석 속도를 높이면서도 전체 기사 단위의 분류 결과를 유지할 수 있다는 장점이 있다.

3) Step 3. 기사별 위험지표 R_j 산출

데이터의 전체적인 분포를 보면, 전체적으로 낮은 위험 상태의 비중이 가장 크고, 그다음에 중간 위험, 마지막으로 높은 위험 순서로 나타난다. 이에 따라, 세 성분 중 사후확률이 가장 작은 성분을 ‘높은 시장 위험’ 상태(H), 가장 큰 성분을 ‘낮은 시장 위험’ 상태(L), 나머지를 ‘중간 시장 위험 상태(M)로 가정한다. 기사 j 의 위험지표 R_j 는 높은 위험 성분에 속할 확률을 분자로, 낮은 위험 성분의

확률을 분모로 한 비율로 정의한다. 분모가 지나치게 작을 때의 불안정을 피하기 위해 하한을 둔다. R_j 가 클수록 기사 j 가 높은 시장 위험 상태에 가까움을 뜻한다.

$$R_j = \frac{P(j | j \in H)}{\max(P(j | j \in L), \epsilon)}, \quad \epsilon = 0.1 \quad [\text{식 4-3}]$$

4) Step 4. 위험요인별 지수 R_i 산출

기사별 위험지표 R_j 를 위험요인 관련성으로 가중 평균하여 위험요인별 지수 R_i 를 구한다. 이때, 가중치는 기사 j 에서 위험요인 i 에 해당하는 어휘가 관측된 빈도의 로그 변환값인 x_{ji} 를 사용한다.

$$R_i = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ji} R_j}{\sum_{j=1}^J x_{ji}}, \quad i = 1, 2, 3, 4, 5. \quad [\text{식 4-4}]$$

5) Step 5. 최종 시장위험 종합지수 R_{overall} 산출

최종 시장위험 종합지수 R_{overall} 는 요인별 지수 R_i 들의 가중합으로 산출한다. 이때, 가중치 w_i 는 요인별 빈도를 바탕으로 한다.

$$R_{\text{overall}} = \sum_{i=1}^5 w_i R_i \quad [\text{식 4-5}]$$

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ji}}{\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^J x_{ji}} = \frac{\text{위험요인 } i \text{에 해당하는 어휘의 빈도}}{\text{전체 위험요인에 해당하는 어휘의 빈도}}, \quad \sum_{i=1}^5 w_i = 1. \quad [\text{식 4-6}]$$

본 절에서는 ① 기사×요인 행렬을 통한 데이터 구성과 표기, ② 요인별 GMM 적합으로 위험 상태(낮음·중간·높음)를 구분하는 절차, ③ 기사별 지표 → 위험요인별 지수 → 최종 종합지수로 이어지는 단계적 집계 규칙을 제시하였다. 특히,

데이터 분포상 낮음의 비중이 가장 크고 높음이 가장 작게 나타나는 특성을 반영하여, 해당 순서대로 성분을 낮음·중간·높음으로 명명하고 이를 지수화에 일관되게 사용하였다.

3. 지수 규격화 방법

앞서 산출된 위험지표들은 시점이나 분석 대상 표본의 구성에 따라 값의 분포, 특히 분산이 크게 변동할 수 있다. 특히 위험도가 높은 시기에는 지표 값의 상단 꼬리가 길어지며 최댓값이 불규칙하게 치솟는 경향이 나타난다. 이러한 변동성을 제어하고, 서로 다른 시점과 요인 간의 지표를 일관된 잣대로 비교하기 위해 지수 규격화 과정이 필수적이다.

가. 기존 지수 규격화 방법의 한계와 개선 필요성

과거 보고서에서는 로그정규분포(log-normal distribution)를 가정하여 지수를 규격화했다. 구체적으로, 지수의 평균을 항상 100으로 맞추되, 분포의 퍼짐 정도를 나타내는 모수(로그-표준편차 σ)는 매 시점 데이터로부터 새로 추정하는 방식을 사용했다. 로그정규분포의 기댓값은 $\exp(\mu + \frac{\sigma^2}{2})$ 이고 상위 p 번째 백분위수는 $\exp(\mu + \sigma z_p)$ 로 결정된다. 이 구조하에서 평균을 100으로 고정하더라도, 데이터로부터 추정된 σ 값이 커지면 상위 p 번째 백분위수 값은 기하급수적으로 팽창한다. 예를 들어, 똑같이 평균이 100이더라도 σ 가 0.30일 때의 상위 1%(99-퍼센타일) 값은 약 190이지만, σ 가 0.40으로 커지면 230대까지 치솟을 수 있다.

이러한 척도의 불안정성은 평시 상태(100 부근)와 극단적 위험 상태(상위권) 사이의 상대적 간격을 매번 바꾸어, 과거와 현재의 위험 수준을 같은 기준으로 비교하기 어렵게 만드는 근본적인 문제를 야기했다. 이를 억제하기 위해 임의의 상한선을 설정하여 꼬리를 잘라내는 방식을 사용했으나, 시장 국면에 따라 상한선이 부적절하게 작용하여 경보 신호가 뭉개지거나, 민감도가 저하되는 부작용이 있었다. 또한, 상한선 설정에 분석가의 주관적 판단이 개입되어 일관성을 유지하기 어

려왔다.

결론적으로, 지수의 중심점(평균=100)뿐만 아니라, 극단적 위험을 판단하는 경계(예: 상위 1% 지점) 역시 고정된 절대 기준으로 통일하여 해석과 운용의 일관성을 확보할 필요성이 제기되었다.

나. 수정된 지수 규격화 방법

이러한 문제를 해결하기 위해, 본 연구에서는 로그정규분포의 형태는 유지하되, 분포의 모수 (μ, σ)를 데이터에서 매번 추정하는 대신, 아래 두 가지 제약식을 항상 동시에 만족하도록 해석적으로 결정하여 고정하는 새로운 방식을 제안한다.

첫째, 지수의 기댓값을 100으로 고정한다.

$$E[X] = \exp(\mu + \sigma^2/2) = 100 \quad [\text{식 4-7}]$$

둘째, 지수의 상위 1% 지점(99-퍼센타일)을 130으로 고정한다. 여기서 $z_{0.99} \approx 2.326$ 은 표준정규분포의 99-퍼센타일 값이다.

$$P(X \leq 130) = 0.99 \Rightarrow \ln(130) = \mu + \sigma \cdot z_{0.99} \quad [\text{식 4-8}]$$

이 두 방정식을 연립하여 풀면, 데이터의 변동과 무관하게 항상 일정한 (μ, σ) 값을 얻을 수 있다. 계산 결과, 분포를 불필요하게 넓히지 않는 작은 양의 해를 선택하여 다음과 같은 고정된 파라미터를 사용한다.

$$\sigma = z_{0.99} - \sqrt{z_{0.99}^2 - 2\ln(1.3)} \approx 0.1157, \mu = \ln 100 - \frac{\sigma^2}{2} \approx 4.5985 \quad [\text{식 4-9}]$$

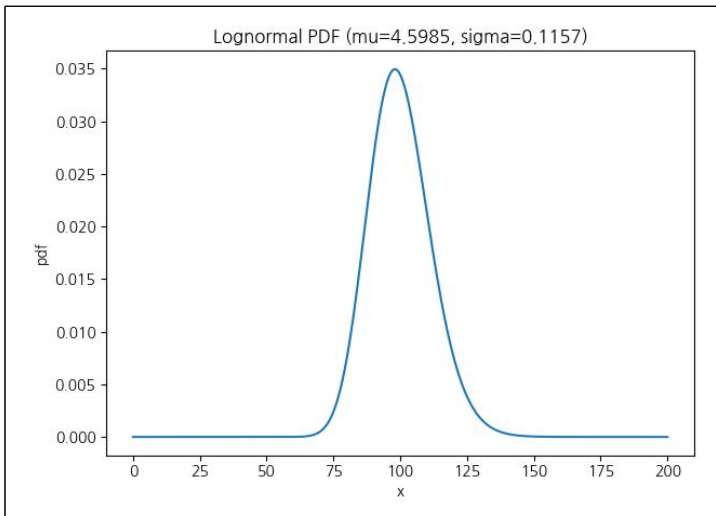
이 값들은 한번 결정된 이후 데이터가 달라져도 달라지지 않는다. 이는 어떤 시점, 어떤 요인, 어떤 표본으로 지표를 계산하든, 우리가 사용하는 규격화된 스케일은 ‘평균=100, 상위 1% 수준의 위험=130’이라는 의미를 항상 동일하게 부여함을 보장한다.

시점별·요인별로 분포가 제각각인 원시 지표 값들을 위에서 정의한 고정된 로그정규 스케일로 변환하는 과정은 다음과 같은 3단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는

표준화(standardization)이다. 먼저, 각 시점 및 요인별로 수집된 원시 지표 값들을 자신의 평균과 표준편차를 이용해 표준화하여 z -점수로 변환한다. 이는 분포의 중심을 0으로, 표준편차를 1로 맞추는 작업이다.

두 번째 단계는 분위수 기반 스케일 보정(quantile-based scale adjustment)이다. 단순 표준화만으로는 극단적인 이상치 하나가 전체 분포의 표준편차를 과도하게 부풀려 다른 값들의 변별력을 떨어뜨릴 수 있다. 이러한 영향을 완화하기 위해, 1단계에서 얻은 z -점수들의 절댓값에 대해 상위 1.5%에 해당하는 값(즉, 98.5-퍼센타일)을 계산하고, 모든 z -점수를 이 값으로 나누어 스케일을 한 번 더 보정한다. 이 과정을 통해 z -점수의 절댓값이 1 근방에 위치하는 구간이 전체 표본에서 대략 상위 1.5% 수준으로 정렬되어, 일시적인 과대분산이나 특이치가 분포 전체를 왜곡하는 현상을 효과적으로 억제한다.

[그림 4-3] 규격화된 로그정규분포



출처: 저자 직접 작성

세 번째 단계는 최종 로그정규 매핑(log-normal mapping)이다. 스케일 보정까지 완료된 최종 z -값을 앞서 구해둔 고정 파라미터 (μ, σ) 에 대입하여 최종 규격화 지수를 산출한다. 이 변환을 통해 모든 원시 지표는 평균 100과 99-퍼센타일 130을 갖는 일관된 로그정규 스케일 위로 매끄럽게 매핑된다.

$$\text{최종 시장위험지수} = \exp(\mu_{\text{고정}} + \sigma_{\text{고정}} \cdot z_{\text{보정}}) \quad [\text{식 4-10}]$$

이러한 규격화 방식은 두 가지 큰 장점이 있다. 첫째, 해석의 일관성이 확보된다. 지표의 상단이 데이터의 변동에 따라 150, 200으로 흔들리는 대신 항상 130 근방에서 유지되므로 “130을 넘었다”는 경보의 의미가 언제나 동일하다. 둘째, 운용의 자동화가 가능해진다. 더 이상 분석가가 수동으로 상한선을 조정하거나 파라미터를 재추정할 필요가 없어, 스케일 변동의 위험 없이 전체 과정이 자동으로 운영될 수 있다. 결과적으로, 이 규격화 절차는 단순히 숫자를 보기 좋게 만드는 기술적 보정을 넘어, 위험 경보의 의미를 시간과 요인의 경계를 넘어 표준화하는 핵심적인 작업이다. 여러 요인 지수를 하나의 그래프에 비교할 때에도 모두 같은 눈금으로 해석할 수 있게 되어, 보고서의 비교 가능성과 신호의 신뢰도를 극적으로 높여준다.

요약하면, 본 절의 방법은 ① 5차원 혼합정규 모형으로 텍스트 기반 사건을 확률적 지도 위에 올려놓고, ② 전역적으로 가장 자주 최소가 되는 성분을 이례의 기준점으로 고정해 기사 단위 지표를 만들며, ③ 빈도를 가중으로 삼아 요인·전체 지표로 질서정연하게 승격한 뒤, ④ 평균 100과 상위 1% 130을 동시에 고정하는 로그정규 매핑으로 스케일을 절대화한다. 그 결과, 수집·학습·집계·규격화의 전 과정이 자동으로 흐르면서도, 지표 값 하나하나가 언제 어디서 측정되었든 같은 방식으로 해석된다.

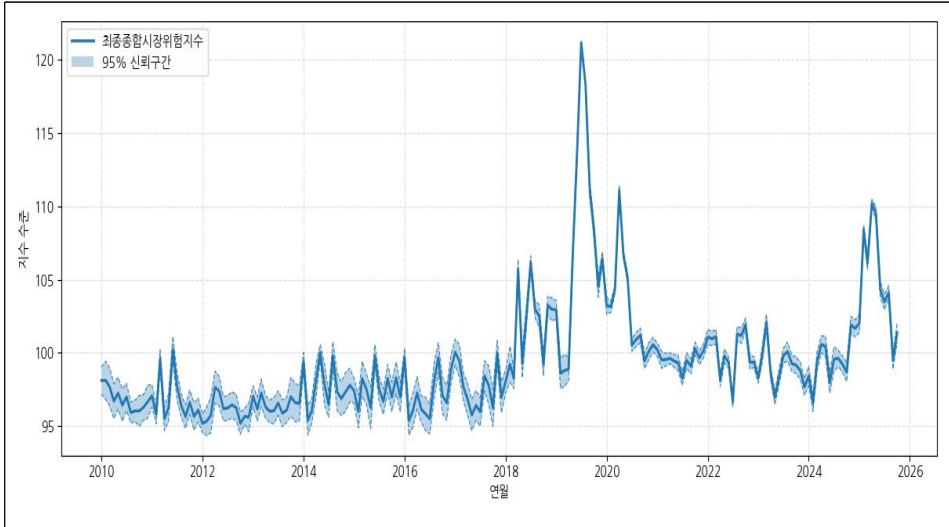
4. 지수 신뢰성 및 강건성 검증

가. 지수의 신뢰성 확보 방안

지수의 신뢰성을 확보하기 위해 두 가지 방향에서 보정과 검증을 진행하였다. 먼저 지수 산출 결과가 반도체 시장의 실제 위험 구조와 동떨어지지 않도록 전문가 의견을 활용한 표준화 절차를 적용하였다. 분석 기간 동안 미·중 갈등, 일본 수출규제, 코로나19 팬데믹, 글로벌 공급 대란, AI 반도체 수요 급증 등 반도체 산업에 중대한 영향을 미친 사건을 정리하고, 각 사건의 중요도에 대해 반도체 전문가 순위평가를 수집하였다. 이 정보를 바탕으로 이상적인 지수를 구성하고 이를 기준으로 보정하는 작업을 진행하였다. 이 방식은 뉴스 텍스트에서 추출된 위험 신호만으로 설명하기 어려운 구간을 보완하고, 반도체 시장의 구조적 특성이 지수의 높낮이와 피크 구조에 자연스럽게 반영되도록 하는 장치로 활용하였다.

동시에 지수 값 자체에 수반되는 통계적 불확실성을 함께 제시하기 위해 신뢰구간을 산출하였다. 뉴스 기반 지수는 월별 기사 수와 내용 구성이 크게 달라질 수 있어, 같은 수준의 지수라도 어떤 달은 추정오차가 크고 어떤 달은 상대적으로 안정적일 수 있다. 이런 차이를 정량적으로 드러내기 위해 월별 지수를 기사 단위의 평균으로 간주하고, 해당 월에 포함된 기사들을 여러 차례 대표본(bootstrap=1,000)한 뒤 매번 동일한 방식으로 지수를 다시 계산하는 절차를 적용하였다. 이렇게 얻은 값들의 분포를 이용해 상·하한을 제시함으로써, 이 달의 지수가 어느 범위 안에서 흔들릴 수 있는지를 함께 보여주었다. 기사 수가 적은 달에는 신뢰구간이 넓게, 기사 수가 많은 달에는 상대적으로 좁게 형성되며, 이를 통해 특정 피크가 구조적인 위험 상승인지 소수 기사에 기인한 일시적 신호인지 판단하는 데 참고할 수 있도록 했다.

[그림 4-4] 반도체 산업 최종종합시장위험지수와 부트스트랩 기반 95% 신뢰구간



출처: 저자 직접 작성

나. 지수의 강건성 및 민감도 검증

본 연구에서 제시한 뉴스 기반 시장위험지수의 강건성과 민감도는, 동일한 산출 절차를 다양한 하위 표본과 가중 방식에 적용한 뒤 결과를 비교하는 방식으로 점검하였다. 분석 대상은 ① 기업 영향력 기준, ② 기사량 기준, ③ 산업 분류 기준, ④ 요인 통합 방식 기준의 네 가지이다.

첫째, 산업 내 영향력 기준 분할을 통해 지수 구조의 강건성을 점검하였다. 글로벌 밸류체인을 대표하는 5개 핵심 기업군(삼성전자, SK하이닉스, TSMC, AMAT, AMD)과 그 외 기업군으로 표본을 나눈 뒤, 동일한 알고리즘으로 두 집단의 시장위험지수를 산출하였다. 두 지수 모두 2019년 메모리 가격 조정과 화웨이 제재·일본 수출규제, 2020년 팬데믹·공급 대란 시점에 뚜렷한 상승을 보였고, 2024~2025년 AI 수요 및 관세 불확실성 구간에서도 공통된 피크가 확인되었다. 핵심 기업군에서 진폭이 더 크게 나타났지만, 시점과 방향성이 일치하여 지수가 특정 기업 몇 곳의 뉴스에만 의존하지 않음을 확인하였다.

둘째, 기사량 기준 분할을 통해 뉴스 노출 편향에 대한 민감도를 확인하였다. 분석 기간 동안 기사 수 기준 상위 5개 기업군과 그 외 기업군으로 구분해 각각의 위험지수를 계산하였다. 상위 5개 기업군 지수는 2019~2020년 국면에서 상대적으로 큰 급등을 보인 반면, 기타 기업군 지수는 2025년 초 AI 관련 보도 집중 시기에 더 큰 스파이크를 보였다. 그럼에도 두 지수 모두 주요 사건 시점과 추세 변화 방향이 일치하였다. 이 결과는 기사량이 많은 기업이 단기적인 봉우리의 크기에는 영향을 주지만, 전체적인 사건 구조와 전환 시점을 바꾸지는 못한다는 점을 보여준다.

셋째, 산업별 분해를 통해 지수의 구조적 일관성을 검토하였다. 전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업, 도매 및 상품 중개업, 기타 기계 및 장비 제조업, 화학 물질 및 화학제품 제조업, 소매업(자동차 제외) 등 주요 중분류 산업에 대해 별도의 지수를 산출하였다. 그 결과, 팬데믹과 공급 대란, 수출통제 강화, AI 수요 확대 등 거시적 사건이 대부분의 산업 지수에서 동시적인 방향 전환으로 나타났다. 산업별로 봉우리의 크기와 시차는 달랐으나, 핵심 전환점이 공통적으로 포착되어 종합지수가 특정 산업군에만 의존하지 않고 반도체 밸류체인 전반의 위험을 반영하고 있음을 확인하였다.

넷째, 요인별 지수를 통합하여 종합지수를 산출하는 방식에 대한 민감도 검증을 수행하였다. 정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격 등 요인별 월별 지수를 구한 뒤, 세 가지 방식으로 종합지수를 계산하였다. 각 요인에 동일 가중치를 부여한 단순 평균 방식, 요인별 기사 수에 비례한 가중치를 부여하는 비례 배분 방식, 기사 수의 제곱근에 비례한 가중치를 부여하는 제곱근 비례 배분 방식을 적용한 세 가지 방식이다. 세 방식으로 산출된 지수를 시계열상에서 비교한 결과, 절대 수준과 일부 국지적 피크의 높이는 차이가 있었으나, 팬데믹·공급 대란·수출통제 강화·AI 수요 급등 등 주요 사건이 나타나는 시점과 전반적인 추세는 동일하게 유지되었다. 통합 방식 변화에 대한 지수의 민감도는 크지 않은 것으로 판단하였다.

이와 같은 하위 표본·가중 방식별 비교 결과를 통해, 뉴스 기반 시장위험지수가 표본 구성이나 통합 규칙의 변화에 대해 일정 수준의 강건성을 지니며, 동시에 기사량과 산업 구조, 기업 영향력 차이에 따른 민감도도 적절히 반영하고 있음을 확인하였다.

제 4 절 ICT 반도체 분야 시장위험지수 결과

1. 개요

본 절에서는 ICT 반도체 산업을 대상으로 도출된 시장위험지수 결과를 체계적으로 제시한다. 반도체 산업은 정책, 외교, 공급망, 기술, 거시경제 등 다양한 외부 요인의 영향을 복합적으로 받는 복합계 산업으로, 이에 대한 위험 진단은 다양한 분류 축에서 정교하게 이루어질 필요가 있다. 이를 위해 본 연구는 이전 장에서 제시한 뉴스 기반 정량화 접근법을 바탕으로 위험 요인을 분류하고 지수화한 결과를 총 네 가지 분류 체계로 제시한다:

첫째, 뉴스 텍스트에서 도출된 위험 신호를 정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격 등 다섯 가지 요인군으로 구분하여 요인별 지수를 산출하였다. 둘째, 기사에 등장한 기업의 산업 내 영향력과 대표성을 기준으로 5대 핵심 기업과 그 외 기업으로 나누어 시장위험지수를 산출하였다. 셋째, 기사 노출 빈도가 가장 많은 상위 5개 기업과 그 외 기업을 구분하여 기사량 기준 시장위험지수를 도출하였다. 이상의 세 가지 분류 체계는 모두 반도체 산업 전체를 대상으로 산출된 지수이며, 지수의 구조적 편향성과 대표성을 검증하는 데 중점을 둔다.

넷째, 반도체 산업을 세부 산업군으로 분리하여 산업별 시장위험지수를 제시하는 부분으로 이는 이후 연구에서 다룰 부분이다. 기업 키워드를 기반으로 한국표준산업분류 체계에 따라 산업군을 구분하고, 이를 통해 반도체 공급망 및 연계 산업에서 위험이 집중·확산되는 구조를 식별할 수 있도록 한다. 이 분석은 앞선 전체 산업 단위 분석과 구분되는 추가적·보완적 관점에서 수행된다.

[그림 4-5] 반도체 요인별·산업 내 영향력별·기사량 기준에 따른 기사 분류 체계



출처: 저자 직접 작성

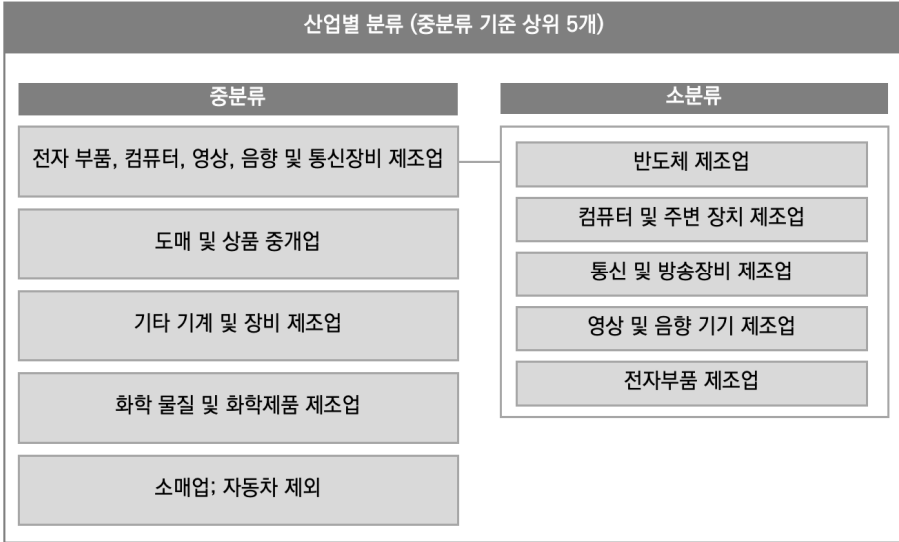
[그림 4-5]에서는 반도체 요인별·산업 내 영향력별·기사량 기준에 따른 기사 분류 체계를 확인할 수 있다. 우선, 첫 번째 분석 단위인 요인별 분류는 시장위험 지수를 구성하는 위험 요인을 구조적으로 구분한 것이다. 뉴스 텍스트에서 추출된 위험 신호는 주제적 의미를 기준으로 다섯 가지 요인군으로 분류되었으며, 각 요인은 반도체 시장 전반에 다른 경로와 강도로 영향을 미친다. 구체적으로는 △정부 정책 및 제도 변화와 관련된 ‘정책 요인,’ △국제 정치·안보·무역 환경 변화와 관련된 ‘외교 요인,’ △수급 불균형, 가격 급등락, 주요 기업의 실적 발표 등 산업 내부의 구조적 요인을 반영한 ‘반도체 시장 요인,’ △금리, 환율, 원자재 가격 등 거시경제 변수와 관련된 ‘거시경제 요인,’ △자연재해, 팬데믹, 지정학적 충돌과 같은 외생적 위협을 반영한 ‘외부충격 요인’으로 구성된다. 이러한 요인별 분류는 지수 해석에 있어 원인-결과 구조의 해체 및 추적을 가능케 하며, 정책적 대응에 필요한 정합적 근거를 제공한다.

두 번째, 세 번째 분석 단위는 산업 내 영향력 및 기사량 기준 분류이다. 이는 시장위험지수가 특정 대기업 기사에 과도하게 민감하거나 일부 기업 뉴스에 의존 편향되는 구조를 갖고 있는지를 검증하기 위한 분류 체계이다. 분석은 두 축으로

구성된다. 첫째, 반도체 밸류체인의 주요 세그먼트를 대표하고 글로벌 시장에서 실질적 영향력을 행사하는 5대 핵심 기업과 그 외 기업으로 나누는 방식이다. 둘째, 기사량이 가장 많은 기업 5개와 그렇지 않은 기업으로 나누는 방식이다. 또한 기업 키워드가 기사에 포함되지 않은 기사군을 별도로 추출하여, 기업 중심 접근 방식이 포착하지 못하는 리스크 요인이 존재하는지도 평가하였다. 이와 같은 분석은 지수의 대표성, 포괄성, 민감도 구조를 복합적으로 평가하고 보정하는 데 중요한 역할을 한다.

네 번째 분석 단위는 산업별 시장위험지수로, [그림 4-6]에서 확인할 수 있으며 뉴스 기사 내 등장한 기업 키워드를 기반으로 산업을 분류하여 분석하였다. 이때 기업의 산업 분류는 한국표준산업분류의 기준을 적용하였으며, 분석 대상은 기업 수 기준으로 상위 5개 산업군에 해당하는 중분류군이다. 예를 들어 ‘전자 부품, 컴퓨터, 영상 및 통신장비 제조업’은 반도체 공급망 핵심 기업들이 다수 포함된 분야이며, ‘도매 및 상품 중개업’이나 ‘기타 기계 및 장비 제조업’은 공급 연계와 물류·설비 기반 산업군으로 기능한다. 가장 많은 기업이 속하는 중분류인 ‘전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업’ 산업에서는 이에 속하는 소분류와 세분류의 산업군도 따로 분석하였다. 산업별 지수 분석은 반도체 시장위험이 특정 산업군에 집중되는 경향을 포착하거나, 특정 산업군에서 리스크 전이 또는 확산이 발생하는 구조를 식별하는 데 활용된다.

[그림 4-6] 반도체 산업별 기사 분류 체계



출처: 저자 직접 작성

이와 같은 분류체계를 바탕으로, 본 절은 다음과 같은 순서로 구성된다. 제2절에서는 뉴스 데이터를 수집하고 전처리하는 과정, 그리고 텍스트 임베딩 및 클러스터링 방식에 대한 기술적 세부사항을 설명한다. 제3절과 제4절은 각각 종합지수와 요인별로 분류된 지수 결과를 시계열적, 계량적으로 제시한다. 제5절과 제6절에서는 산업 내 영향력별, 기업 기사량별 분석결과를 제시한다. 최종적으로 본 절의 분석은 반도체 산업 전반에 내재된 복합 리스크의 구조를 명확히 드러냄으로써, 향후 정책·산업 전략 수립에 있어 경고 신호로서의 조기경보 지수 역할을 수행할 수 있음을 실증적으로 보여준다.

2. 데이터

가. 데이터 수집

본 연구에서는 자체적으로 수집한 반도체 관련 뉴스 기사 데이터를 분석에 활용

하였다. 기사 수집은 두 범주의 키워드를 기반으로 진행했다. 첫 번째 범주는 반도체 기술·산업 관련 키워드로, HBM, 웨이퍼, 트랜지스터 등 반도체와 관련된 용어뿐만 아니라 반도체 생태계, 공급망 차질 등 산업·정책 이슈를 포함한다. 해당 키워드는 총 80개로 구성되었다. 두 번째 범주는 반도체 기업명 키워드로, 반도체 제조 및 공급망에 직간접적으로 연관된 기업을 포함한다. 애플, TSMC, 삼성전자, DB하이텍 등 국내외 주요 기업 295개가 여기에 해당한다. 최종적으로 본 연구에서 뉴스 수집에 사용한 키워드는 총 375개이며, 상세 목록은 [부록 1]에 제시하였다.

뉴스 수집 기간은 2010년 1월 1일부터 2025년 10월 31일까지로, 15년 10개월간의 뉴스 기사가 포함된다. 수집된 데이터는 기사 식별자 ID, URL, 작성일자, 주차, 언론사명, 기사 카테고리, 기사 제목, 문장 순서, 총 문장 수, 기사 본문, 매칭된 키워드 등 총 11개 항목으로 구성되며, 구체적인 데이터 구조는 <표 4-5>에 정리하였다.

<표 4-5> 데이터 형식 예시

필드명	데이터 샘플	설명
news_id	f92cb143a0ee6961b875b3f083df3331	기사 식별자 ID
url	https://n.news.naver.com/mnews/article/005/0001771717?sid=101	기사 URL
yearmonth	2025-04-23	기사 작성 일자(연도+월+일)
week	799	1월 1일부터의 주차
media	국민일보	언론사명
section	경제	기사 카테고리
title	중국 수출통제에... 산업계, 탈중국 희토류 확보 '발등 불'	기사 제목
sentence_seq	2	기사 내 문장 순서
sentence_cnt	21	기사 내 문장 총 개수
sentence	희토류는 절대 매장량이 적은 17가지 희소 광물로 이차전지 반도체 첨단 무기 등 산업에 쓰이는 필수 재료다	기사 본문
keyword	산화물 반도체	기사 수집에 활용한 키워드

나. 데이터 전처리

수집한 데이터에서는 먼저, 반도체와 직접 관련이 없는 기사를 선별해 제거하는 작업을 수행했다. 기사 수집에 활용된 일부 키워드는 반도체 시장과 전혀 다른 의미로도 사용된 관련 없는 기사들이 함께 수집될 수 있다. 대표적인 예로 반도체 제조 장비를 생산하는 기업 스크린(SCREEN)과 도쿄 일렉트론(TEL)이 있다. 스크린의 경우 영화 스크린, 스마트폰 터치스크린, 신차에 탑재된 다이내믹 스크린 등의 기사까지 포함되었고, 도쿄 일렉트론 TEL은 전화번호 표기(TEL. 15XX-XXXX 또는 Tel: 15XX-XXXX)와 혼동되어 관련 없는 고객지원센터, 콜센터 기사들이 다수 수집되었다. 이와 같이 반도체와 무관한 기사들은 1차 필터링을 통해 분석 대상에서 제외하였다.

이후에는 반도체와 관련 없는 단어를 추가로 활용해 데이터를 정제하였다. 전체 데이터에서 무작위로 기사를 추출한 뒤, 반도체와 관련이 없는 기사에서 주로 사용되는 단어(예: ‘실리콘 구멍,’ ‘승진,’ ‘카플레이’ 등)가 포함된 기사 역시 추가적으로 제거하는 방식이다.

반도체 기업 키워드에는 기업명 표준화 절차를 적용하였다. 이는 다양한 형태로 기재된 동일 기업명을 하나의 통일된 명칭으로 정리하는 작업을 의미한다. 예를 들어, ‘SK하이닉스’는 ‘SK 하이닉스,’ ‘에스케이하이닉스’ 등 여러 방식으로 표기될 수 있는데, 이를 모두 ‘SK하이닉스’라는 하나의 명칭으로 일원화하는 것이다. 이러한 표준화는 동일 기업임에도 불구하고 서로 다른 명칭으로 인해 별도의 기업으로 인식되는 오류를 방지한다. 표준화 과정에는 불필요한 공백 제거, 영문 명칭의 한글 변환 등의 절차가 포함된다.

기업명 표준화 이후, 수집된 기사를 산업별 카테고리 분류하는 단계를 거쳤다. 이는 향후 반도체 시장위험지수를 산업군별로 산출하기 위한 기초 작업으로, 표준화된 반도체 기업 키워드를 토대로 진행되었다. 산업 카테고리는 총 9개로, IP 기업, OSAT, 부품, 소재, 장비, 파운드리, 팹리스기업, 후공정, IDM으로 구성된다. 표준화된 기업 키워드에 따라 분류된 산업 카테고리 예시는 [그림 4-7]과 같다.

[그림 4-7] 반도체 기업 키워드에 따른 카테고리 분류 예시

company_dummy	IP기업	OSAT	부품	소재	장비	파운드리	캡리스기업	후공정	IDM
SK하이닉스	0	0	0	0	0	0	0	0	1
삼성전자	0	0	0	0	0	1	0	0	0
인텔	0	0	0	0	0	0	0	0	1
AMD	0	0	0	0	0	0	1	0	0
TSMC	0	0	0	0	0	1	0	0	0
ASE	0	1	0	0	0	0	0	0	0

출처: 저자 직접 작성

기사 본문에 대해서는 한자, 특수문자, 숫자를 모두 제거하였다. 이는 분석 과정에서 발생할 수 있는 오류를 줄이고, 결과의 신뢰성을 확보하기 위한 사전 조치이다. 또한, 속보처럼 내용이 전혀 없는 기사나 단어 한두 개만 포함된 기사, 영어로만 이뤄진 기사 역시 데이터에서 제외하였다.

문장 토큰화 작업에는 지능형 한국어 형태소 분석기인 Kiwi를 사용하였다. Kiwi는 KoNLPy에서 제공하는 형태소 분석기와 함께 널리 활용되는 한국어 자연어 처리 도구 중 하나로, 반도체 관련 용어와 기업명을 다른 분석기보다 정확하게 반환하고 불필요한 영단어 제거와 괄호 처리에서도 우수한 성능을 보인다. 텍스트 분석 속도, 모호성 해소 정확도, 문장 분리 성능에서도 우수한 결과를 보인다. 여러 형태소 분석기 성능 비교 결과 및 세부 내용은 2024년 최종보고서에서 확인할 수 있다.

Kiwi 형태소 분석기를 통해 각 문장에 품사를 부착한 뒤, 체언에 해당하는 일반명사(NNG), 고유명사(NNP), 의존명사(NNB), 수사(NR), 대명사(NP)만을 추출하였다. 이후 불용어(stopwords)를 제거하여 의미 있는 단어만 남겼다. 불용어는 분석 목적에 필요하지 않은 단어를 의미하며, 본 연구에서는 자체 제작한 불용어 사전을 활용하였다. 해당 사전은 등장 빈도가 5,000회 이상인 단어를 대상으로 구축되었으며, 크게 ① 불완전 용어, ② 불필요 용어, ③ 언론사 관련 용어, ④ 시

간 관련 용어, ⑤ 특수문자·기업명 용어로 구분된다. 5가지 구분 유형에 대한 설명은 아래와 같고, 최종적으로 제작된 514개 항목의 불용어 사전 전체 목록은 [부록 2]에 제시하였다.

- 불완전 용어: 체언 추출 과정에서 수사·조사가 제거되어 불완전하게 남은 단어(예: ‘때문,’ ‘이번,’ ‘개월’)
- 불필요 용어: 분석 의미가 낮다고 판단되는 단어(예: ‘사진,’ ‘이름,’ ‘반면’)
- 언론사 관련 용어: 언론사 명칭 또는 저작권 문구(예: ‘서울경제,’ ‘무단,’ ‘배포’)
- 시간 관련 용어: 시점을 나타내는 단어(예: ‘상반기,’ ‘하반기,’ ‘작년’)
- 특수문자·기업명 용어: 기사 내 특수문자(예: ‘-,’ ‘&’)와 특정 기업명(예: ‘주식회사,’ ‘삼성자산운용,’ ‘신한금융투자’)

Kiwi 형태소 분석기와 불용어 사전을 통해 유의미한 단어만을 남긴 이후에는 gram을 제작하였다. gram은 개별 단어(unigram), 연속된 두 단어(bigram), 연속된 세 단어(trigram)로 구성된다. gram 내에 bigram과 trigram을 포함시킨 이유는, 단어가 연속적으로 등장할 때 문맥이 보다 명확히 드러나고 의미가 변하는 경우를 포착할 수 있기 때문이다. 예를 들어, ‘은행’은 금융기관을 의미할 수도, 은행나무 열매를 뜻할 수도 있다. 그러나 bigram에서 ‘은행’과 ‘나무’가 결합된 ‘은행나무’가 생성되면, 해당 단어가 금융기관이 아닌 식물의 의미임을 구별할 수 있다. 또한 bigram과 trigram 제작 시에는 띄어쓰기로 인해 동일 조합이 서로 다른 단어로 인식되지 않도록 공백을 제거한 상태로 적용하였다.

다. 데이터 요약 및 특징

본 연구에서는 반도체 관련 키워드와 반도체 기업명 키워드를 기반으로 기사를 수집하였으며, 각 기사에는 기사 식별자 ID, URL, 작성 일자 등 총 11개 항목의 정보가 포함되었다. 데이터 수집 기간은 2010년 1월 1일부터 2025년 10월 31일 까지이며, 이 기간 동안 확보한 기사는 총 1,693,302건, 문장 수는 31,555,631 건이었다. 수집한 기사에 대한 예시는 [그림 4-8]과 같다.

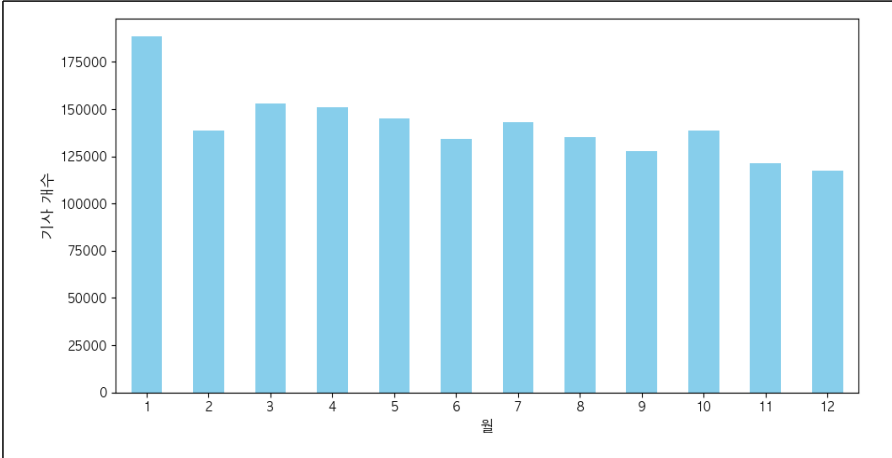
[그림 4-8] 반도체 기사 수집 예시

news_id	uri	yearmonth	week	media	section	title	sentence_seq	sentence_cnt	sentence
0 448020bd346ef9c8188de7c4c6b6919f	https://m.news.naver.com/mnews/article/030/000...	2010-01-01	0	전자신문	경제	수퍼발 덴트, 핀과 DDR 모듈 시장 진출	1	11	미국 수퍼발 덴트(크널로 지가 국내 DDR 메모리 모듈 및 SD 카드 시장에 진출한다
1 448020bd346ef9c8188de7c4c6b6919f	https://m.news.naver.com/mnews/article/030/000...	2010-01-01	0	전자신문	경제	수퍼발 덴트, 한국 DDR 모듈 시장 진출	2	11	수퍼발덴트 라이자시장 출수준은 새 해부터 DDRDDR 모 듈과 마이크 로SD카드와 SD가...
...
20463934 fb2a1d4797835242eb5570d70808247c	https://m.news.naver.com/mnews/article/421/000...	2025-07-31	813	뉴스1	IT/과학	NC AI, 카이스 트 ·ETRI- 포스코 손잡고 '세 국 대 선 발전' 나선다	31	32	오픈시의 젓 GPT가 구글 제미니가 대 표적이다
20463935 fb2a1d4797835242eb5570d70808247c	https://m.news.naver.com/mnews/article/421/000...	2025-07-31	813	뉴스1	IT/과학	NC AI, 카이스 트 ·ETRI- 포스코 손잡고 '세 국 대 선 발전' 나선다	32	32	이 모델들은 텍스트 생성 이미지 분석 코드 작성 등 여러 분야에 서 활용된다

1) 연도/월별 기사 특징

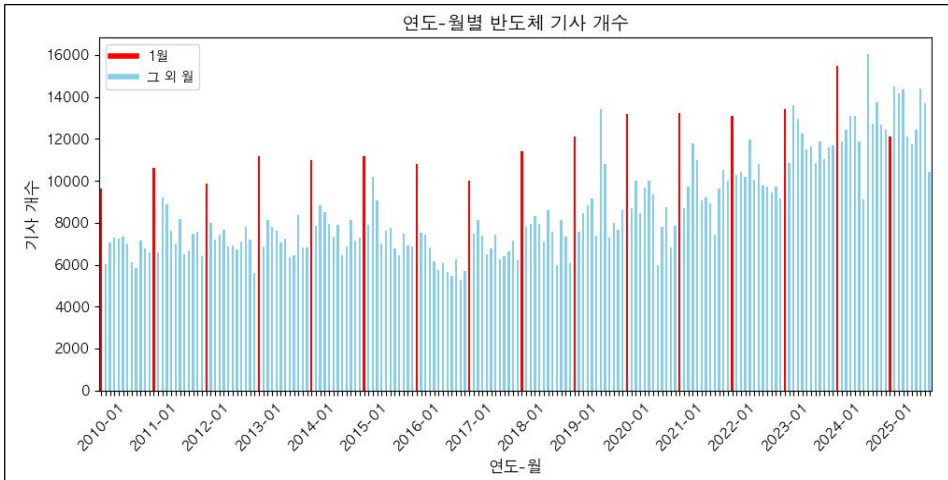
[그림 4-9]의 월별 반도체 기사 개수를 보면, 1월에 반도체와 관련된 기사 보도가 집중되는 경향을 확인할 수 있다. 이러한 패턴은 연도·월별 기사 수를 함께 나타낸 [그림 4-10]에서 더욱 뚜렷하게 드러난다. 해당 그래프에서 빨간색 막대가 1월의 기사량을 의미한다.

[그림 4-9] 월별 반도체 기사 개수*



* 2025년 기사는 10월까지 수집

[그림 4-10] 연도-월별 반도체 기사 개수*



* 2025년 기사는 10월까지 수집

반도체 기사가 1년 중 1월에 가장 많이 보도되는 데에는 여러 요인이 있다. 우선, 기업의 연말 실적 및 신년 계획 발표가 연초에 집중된다. 반도체 기업뿐만 아니라 대부분의 기업이 지난 성과를 평가하고 신년 계획을 통해 향후 투자 전략과

목표를 공개하는데, 기술 변화가 빠르고 시장 수요 변동성이 큰 반도체 산업 특성상 실적 발표 및 연간 계획 수립은 업계 전반에 중요한 영향을 미친다. 이러한 정보는 산업 동향을 가늠하는 중요 지표이기에 언론에서 비중 있게 다뤄진다.

이와 맞물려, 반도체 전문가와 언론사의 시장 전망 기사도 1월에 주로 보도된다. 각 기업의 결산과 계획을 토대로 전년도 주요 이슈의 영향과 향후 전망을 분석하며, 국가 및 기업이 취해야 할 전략적 대응책을 제시한다. 이런 전망 기사는 지난해를 돌아보고 새해를 예측하는 형식을 취해, 기업의 실적·계획 발표와 같은 맥락에서 다뤄진다. 기업 실적 및 계획, 반도체 시장 전망 관련 주요 단어가 기사 제목에 등장하는 빈도는 <표 4-6>과 같다.

<표 4-6> 주요 실적·전망 주요 단어의 월별 기사 제목 빈도(상위 3개월)

주제	단어	1위 월	기사 수	2위 월	기사 수	3위 월	기사 수
기업 실적/ 신년 계획	매출	1월	3,365	4월	2,289	10월	2,065
	신년	1월	2,352	12월	218	2월	15
	올해	1월	5,925	2월	2,809	3월	2,227
	목표	1월	2,084	3월	1,524	7월	1,473
	투자	1월	8,180	4월	6,979	5월	6,777
	신제품	1월	1,118	3월	783	9월	756
	신기술	1월	524	3월	350	2월	345
시장 관련 전문가/언론사 전망	시장	1월	6,145	5월	4,725	3월	4,637
	전망	1월	2,961	7월	2,052	12월	1,953
	예상	1월	1,350	4월	1,029	7월	887
	정책	1월	840	5월	695	4월	625

매년 1월 미국 라스베이거스에서 개최되는 CES(Consumer Electronics Show) 역시 반도체 관련 보도가 1월에 집중되는 중요한 계기다. CES는 전 세계 최대 규모의 IT·가전·모빌리티 전시회로, 주요 반도체 기업들이 차세대 기술과 신제품을 이곳에서 공개한다. 한국 기업은 2010년부터 2025년까지 총 8차례 기조연설을 진행했고, 삼성전자와 LG전자 등의 기업들이 매년 CES 혁신상을 다수 수

상하며 행사에 대한 관심을 높였다. 2025년에는 미국에 이어 두 번째로 많은 참가자를 기록하기도 했다.

이러한 이유로 CES 개최 시기에 관련 보도가 집중되는 것은 자연스러운 현상이다. <표 4-7>은 월별 CES 관련 기사 수를 나타내며, 이러한 집중 현상을 수치로 확인할 수 있다.

<표 4-7> 월별 CES 관련 기사 개수

월	기사 개수(건)	월	기사 개수(건)
1월	10,615	7월	88
2월	178	8월	104
3월	127	9월	130
4월	97	10월	175
5월	75	11월	625
6월	107	12월	1,210

이외에도 다양한 요인이 복합적으로 작용하며 1월 기사량 증가로 이어졌다. 반도체는 오랫동안 대표적인 수출 품목이자 국가 경제의 핵심 산업이었다. 최근에는 국가 안보와 전략 자산 차원에서 중요성이 한층 강조되었다. 이에 따라 정부의 지원과 국민적 관심이 확대되면서 언론 보도 역시 확대되는 경향을 보였다.

국제적으로는 중국 정부의 대규모 지원을 받은 반도체 기업들이 빠르게 성장하며 경쟁이 격화되었고, 바이든 행정부는 「CHIPS법(Chips and Science Act)」을 제정하며 동맹국과 협력하여 중국을 견제하는 전략을 강화하였다. 그러나 2025년 트럼프 행정부 출범 이후에는 반도체 전 제품에 대해 100% 고율 관세 부과를 예고하며 시장 불확실성과 긴장감이 한층 고조되었고, 이는 국내 언론 보도를 크게 자극했다.

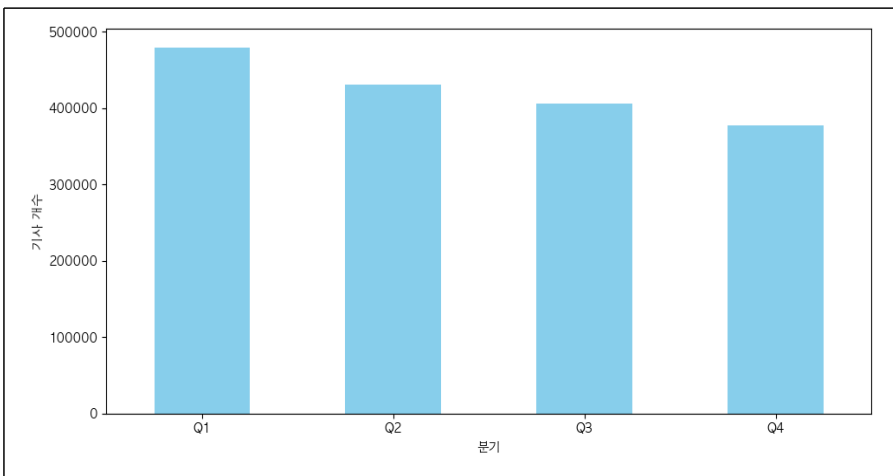
이러한 구조적 요인과 단기적 사건이 맞물리며 시장에 대한 관심이 증폭되었고, 이는 전체 기사량뿐 아니라 1월 기사량 급증에도 반영된 것으로 해석된다.

2) 분기별 기사 특징

[그림 4-11]을 보면, 1/4분기에 기사량이 가장 많고 이후 분기가 지날수록 점차 감소하는 경향을 확인할 수 있다. 이러한 1/4분기 집중 현상은 앞서 설명한 1월의 특성이 반영된 결과로 해석된다. 연도별·분기별 기사 수를 나타낸 [그림 4-12]에서도 유사한 패턴을 확인할 수 있으며, 특히 1/4분기의 기사량이 가장 높고 이후 분기마다 감소하는 추세가 드러난다.

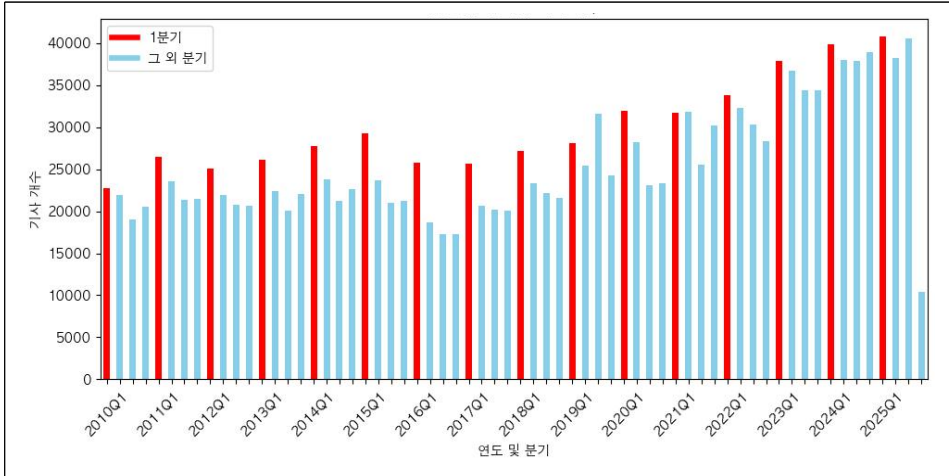
이러한 흐름은 2019년 2/4분기까지 이어지지만, 2019년 3/4분기에 기사 수가 급격히 증가해 처음으로 1/4분기를 상회하는 수치를 기록한다. 이는 반도체 소재 품목에 대한 일본의 한국 수출 규제로 촉발된 한일 무역 분쟁의 영향이다. 당시 일본은 일본제철에 대한 한국 대법원의 강제징용 배상 판결에 대응하여 수출 규제를 시행하였다. 2019년 3/4분기의 기사량이 2020년과 2021년 1/4분기 기사량과 유사한 수준이라는 점에서, 해당 사건이 미친 파급력과 업계 및 사회 전반의 관심도가 얼마나 높았는지를 알 수 있다.

[그림 4-11] 분기별 반도체 기사 개수*



* 2025년 기사는 10월까지 수집

[그림 4-12] 연도 및 분기별 반도체 기사 개수*



* 2025년 기사는 10월까지 수집

분기가 진행될수록 기사 수가 줄어드는 전반적인 경향은 유지되고 있으나, 그 격차는 점차 완화되고 있다. <표 4-8>은 연도별로 1/4분기와 이후 분기 간 기사량 차이를 보여준다. 1/4분기와 2/4분기 간의 격차는 지속적으로 확대되다가 2016년 7,046건으로 정점을 찍은 뒤 감소세로 전환하였고, 근사한 양이지만 2021년에는 2/4분기 기사량이 1/4분기를 뛰어넘기도 했다. 이후로는 1,000건에서 2,000건 수준의 차이를 보이며 1/4분기보다 크지 않은 기사량을 기록하고 있다.

1/4분기와 비교했을 때 3/4분기와 4/4분기의 변화 양상은 대체로 비슷하게 나타난다. 2020년 이전에는 약 5,000건 수준의 차이가 일반적이었으나 2015년과 2016년, 그리고 2020년에는 8,000건에 가까운 격차가 발생했다. 반면 2020년 이후에는 차이가 점차 줄어들며, 3/4분기는 2024년과 2025년에, 4/4분기는 2021년과 2024년에 모두 2,000건 미만까지 축소되었다. 특히 2019년 3/4분기에는 1/4분기 대비 3,000건 이상 기사량이 증가했는데, 이는 일본의 반도체 수출 규제에 대한 높은 관심이 반영된 결과로 볼 수 있다.

전반적으로 분기별 기사량 격차가 줄어드는 추세는 반도체 관련 보도가 특정 시기에 집중되지 않고 연중 비교적 균형 있게 이루어지고 있음을 시사한다. 이는 산

업에 대한 지속적인 관심과 다양한 이슈가 꾸준히 반영되고 있음을 보여주며, 앞으로도 전반적인 시장 동향과 기술 변화를 폭넓게 다루는 보도가 이어질 가능성을 암시한다.

〈표 4-8〉 연도별 1/4분기 대비 분기별 기사 개수 증감*

연도	1분기 기사 개수(건)	1/4분기-2/4분기 기사 증감(건) (Q1-Q2)	1/4분기-3/4분기 기사 증감(건) (Q1-Q3)	1/4분기-4/4분기 기사 증감(건) (Q1-Q4)
2010	22,678	-776	-3,709	-2,197
2011	26,411	-2,893	-5,094	-4,954
2012	25,040	-3,082	-4,301	-4,410
2013	26,152	-3,709	-6,111	-4,130
2014	27,689	-3,883	-6,483	-5,110
2015	29,273	-5,567	-8,310	-7,998
2016	25,752	-7,046	-8,527	-8,533
2017	25,636	-5,016	-5,515	-5,609
2018	27,183	-3,826	-5,023	-5,633
2019	28,124	-2,748	3,406	-3,857
2020	31,904	-3,751	-8,764	-8,543
2021	31,667	146	-6,149	-1,500
2022	33,750	-1,517	-3,462	-5,402
2023	37,883	-1,176	-3,472	-3,554
2024	39,830	-1,799	-1,977	-962
2025	40,781	-2,590	-233	-30,361

* 2025년 기사는 10월까지 수집

3) 연도별 기사 특징

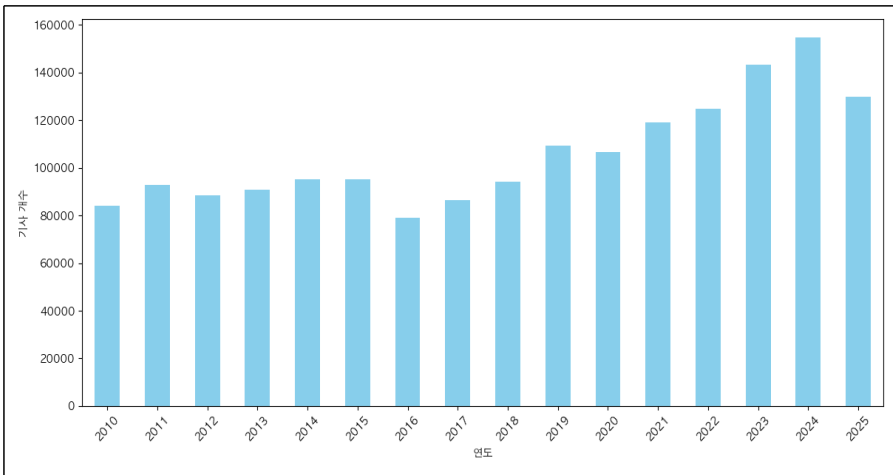
[그림 4-13]의 연도별 반도체 기사 수를 보면, 2010년부터 2018년까지는 약 80,000건 이상이 꾸준히 보도되고 있음을 확인할 수 있다. 이는 하루 평균 약 219건이 보도된 셈이다.

2010년부터 2015년까지는 연간 반도체 기사 수의 변동 폭이 크지 않았고,

2016년에 소폭 감소한 뒤 전반적으로 증가세를 보였다. 특히 2020년을 제외하면 2016년 이후 매년 기사 수가 늘었고, 2024년에는 역대 최대치(154,582건)를 기록했다. 이러한 증가에는 반도체 산업의 중요성 부각, 국민적 관심 확대, 기술 발전, 공급망 불안, 글로벌 수요 확대 등의 요인이 복합적으로 작용했을 가능성이 있다.

또한, 2016년 이후 이어진 우상향 추세와 2025년 1월부터 10월까지 기사 수 (129,940건)가 전년 동기간(129,471건)과 유사하다는 점을 고려할 때, 2025년의 연간 기사 수는 2024년과 비슷한 수준일 것으로 예상된다.

[그림 4-13] 연도별 반도체 기사 개수*



* 2025년 기사는 10월까지 수집

4) 시계열 분해(decomposition) 분석

반도체 기사량에 시계열 분해를 적용한 결과는 [그림 4-14]와 같다. 원본(original) 그래프에서는 전체적으로 기사량이 증가하는 추세를 보이는 가운데, 일정한 주기로 증가와 감소가 반복되는 양상이 나타난다. 이러한 패턴은 추세(trend)와 주기적 성질(seasonality) 그래프에서 보다 선명하게 확인된다.

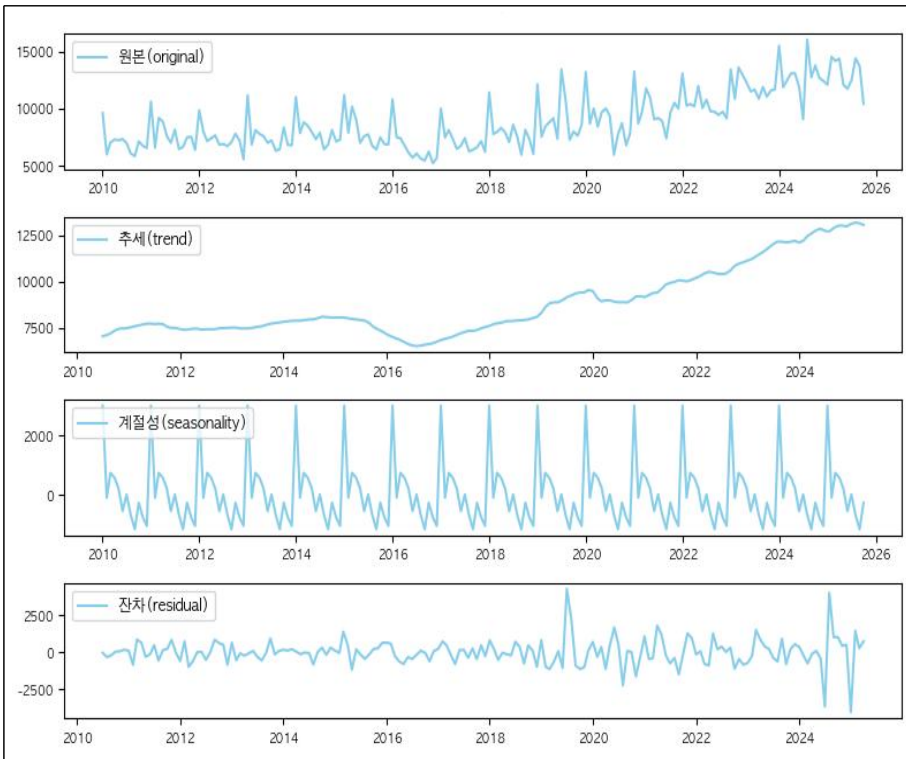
추세(trend) 그래프를 보면, 2010년부터 2015년까지는 기사량 변동이 크지 않

다가 2016년에 다소 감소한 뒤 2017년부터 상승세로 전환되며 본격적인 증가 흐름을 보인다. 특히 2019년에는 기사량이 급격히 증가한 부분이 있는데, 이는 한일 무역 분쟁 등 주요 사건이 기사량 증가를 견인했음을 시사한다.

계절성(seasonality) 그래프에서는 매년 1월에 뚜렷한 기사량 증가가 관찰된다. 이는 기업의 연말 실적 발표, 신년 계획 공개, 시장 전망 기사, 그리고 CES와 같은 대형 행사 보도가 집중되는 시기라는 점을 반영한다.

마지막으로 잔차(Residual) 그래프에서는 전반적으로 변동의 폭이 크지 않지만, 2019년 중반에 이상치로 보이는 값이 나타난다. 이는 한일 무역 분쟁으로 인한 기사 급증이 추세나 계절성으로는 설명되지 않는 변동을 초래한 결과로 해석할 수 있다.

[그림 4-14] 반도체 기사 시계열 분해



5) 기사 카테고리별 기사 특징

수집된 반도체 관련 기사는 경제, IT/과학, 사회 등 총 11개 카테고리로 분류되었다. <표 4-9>에 따르면 경제 카테고리 기사가 947,550건으로 가장 많았고, IT/과학(294,675)과 사회(152,094건)가 뒤를 이었다. 반면에 오피니언, 스포츠, 생활/문화, TV연예 카테고리의 기사 수는 모두 2,000건 미만이었다. 특히 TV연예 카테고리는 354건으로 전체의 0.02%에 불과했다.

경제 카테고리는 전체 반도체 기사 중 57.91%를 차지해 절반 이상이 경제 분야에서 보도된 것으로 나타났다. 또한 경제, IT/과학, 사회, 세계의 상위 4개 카테고리가 전체의 92.41%를 차지해, 반도체가 경제뿐만 아니라 과학, 사회, 국제 이슈와도 긴밀하게 연관되어 있음을 보여준다.

<표 4-9> 기사 카테고리별 개수 및 비율*

카테고리	기사 개수(건)	비율(%)
경제	947,550	57.91
IT/과학	294,675	18.01
사회	152,094	9.30
세계	117,678	7.19
정치	50,625	3.09
생활	50,149	3.06
사설칼럼	20,148	1.23
오피니언	1,444	0.09
스포츠	850	0.05
생활/문화	653	0.04
TV연예	354	0.02

* 미분류 카테고리 제외

연도별 상위 5개 기사 카테고리의 비율과 개수는 <표 4-10>에 제시하였다. 2010년부터 2025년까지 전체 기간 동안 상위 2개 카테고리는 경제와 IT/과학이 차지했다. 3위와 4위는 사회와 세계 카테고리가 대부분 자리하고 있는데, 2015년

사회-생활, 2021년 세계-사회 순서를 제외하면 모두 사회-세계 순서를 보이고 있다. 5위 카테고리는 생활과 정치 기사가 양분하고 있는데, 2017년까지는 생활이, 이후로는 정치가 위치하고 있다.

연도별 비율 변화를 보면, 경제 카테고리의 비중은 점차 감소하는 반면 사회와 세계 카테고리는 조금씩 확대되고 있다. 2010년 전체의 63.63%를 차지했던 경제 기사는 2025년 50.2%까지 줄어들었으며, 이러한 감소 추세가 지속될 경우 2026년에는 50% 이하로 내려갈 가능성이 크다. IT/과학은 15~20% 사이에서 증감을 반복하고 있고, 사회 카테고리는 7~9% 수준을 오가다 2023년 12.41%까지 급증한 후 12%대를 유지하고 있다. 세계 카테고리 역시 2010년 5.67%에서 2018년 처음으로 7%를 넘긴 이후 점진적으로 상승하여 2025년에는 11.08%를 기록했다. 세계 카테고리 기사의 비중 증가는 반도체 관련 이슈가 국내 산업 문제를 넘어 글로벌 공급망 재편, 무역 분쟁, 기술 패권 경쟁 등 국제적 차원으로 확장되고 있음을 보여준다.

생활 카테고리는 2017년까지 3~4% 수준으로 5위를 지켰으나, 2018년 이후 순위권에서 밀려나며 상위 5개 카테고리에서 제외되었다. 그 자리를 정치 카테고리가 대신했는데, 2018년 2.94%로 처음 진입한 뒤 5% 안팎의 비중을 유지하며 현재까지 상위권을 차지하고 있다. 정치 카테고리의 반등은 한일 무역 분쟁 이후 반도체가 경제를 넘어 정치적 갈등과 정책 논의의 핵심 의제로 자리 잡았음을 반영한다.

종합하면, 2010년부터 2025년까지 반도체 기사 카테고리의 비중과 순위는 국내외 반도체 상황 변화에 따라 뚜렷한 구조적 전환을 겪어 왔다. 경제·IT/과학·사회 카테고리가 안정적으로 상위권을 지킨 가운데, 세계와 정치 카테고리가 고착화 되면서, 반도체 담론은 특정 산업 분야를 넘어 글로벌 전략적 사안이자 정치적 이슈로 확장되었다. 이는 곧 반도체 산업이 전문 영역의 주제를 넘어 국가와 사회 전반, 나아가 국제사회의 핵심 현안으로 자리매김했음을 의미한다.

〈표 4-10〉 연도별 상위 5개 기사 카테고리의 비율 및 기사 개수*

연도	카테고리 (1위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (2위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (3위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (4위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (5위)	비율 (%) (개수)
2010	경제	63.63 (52,432)	IT/ 과학	18.33 (15,104)	사회	7.11 (5,861)	세계	5.67 (4,674)	생활	2.69 (2,217)
2011	경제	63.71 (57,769)	IT/ 과학	18.37 (16,660)	사회	6.93 (6,286)	세계	6.12 (5,548)	생활	3.12 (2,830)
2012	경제	63.31 (52,366)	IT/ 과학	20.35 (16,830)	사회	6.84 (5,657)	세계	4.85 (4,014)	생활	2.94 (2,431)
2013	경제	59.51 (51,001)	IT/ 과학	20.56 (17,618)	사회	8.61 (7,382)	세계	5.14 (4,406)	생활	3.34 (2,859)
2014	경제	59.88 (54,873)	IT/ 과학	21.03 (19,272)	사회	7.17 (6,566)	세계	5.24 (4,798)	생활	4.23 (3,876)
2015	경제	59.25 (54,425)	IT/ 과학	19.93 (18,311)	사회	8.22 (7,546)	생활	5.1 (4,688)	세계	4.77 (4,380)
2016	경제	56.06 (42,276)	IT/ 과학	22.28 (16,802)	사회	9.72 (7,332)	세계	4.99 (3,761)	생활	4.12 (3,109)
2017	경제	59.5 (49,285)	IT/ 과학	16.98 (14,067)	사회	8.92 (7,392)	세계	6.99 (5,792)	생활	3.26 (2,700)
2018	경제	61.63 (55,447)	IT/ 과학	15.06 (13,545)	사회	8.84 (7,957)	세계	7.29 (6,561)	정치	2.94 (2,644)
2019	경제	59.8 (62,513)	IT/ 과학	14.98 (15,662)	사회	8.64 (9,027)	세계	7.84 (8,199)	정치	4.75 (4,970)
2020	경제	58.19 (55,379)	IT/ 과학	19.12 (18,200)	사회	8.53 (8,120)	세계	8.25 (7,847)	정치	2.39 (2,279)
2021	경제	57.65 (67,664)	IT/ 과학	16.49 (19,361)	세계	8.28 (9,722)	사회	8.19 (9,613)	정치	4.26 (5,000)
2022	경제	56.75 (69,912)	IT/ 과학	16.35 (20,137)	사회	9.66 (11,901)	세계	6.56 (8,085)	정치	5.8 (7,140)
2023	경제	53.44 (75,705)	IT/ 과학	16.42 (23,264)	사회	12.41 (17,582)	세계	7.88 (11,157)	정치	5.41 (7,663)
2024	경제	53.73 (82,135)	IT/ 과학	17.1 (26,145)	사회	12.14 (18,557)	세계	9.5 (14,522)	정치	3.28 (5,006)
2025	경제	50.2 (64,368)	IT/ 과학	18.48 (23,697)	사회	11.94 (15,315)	세계	11.08 (14,212)	정치	4.01 (5,145)

* 2025년 기사는 10월까지 수집

6) 언론사별 기사 특징

반도체 관련 기사를 작성한 언론사는 총 151개였다. 전체 언론사 목록은 [부록 4]에 수록하였으며, 이 가운데 기사 수가 많은 상위 20개 언론사를 선정해 기사

개수와 함께 <표 4-11>로 정리하였다. 경제지는 굵은 글씨로 표시하여 쉽게 구분할 수 있도록 하였다.

<표 4-11> 상위 20개 언론사별 기사 개수*

언론사명**	기사 개수(건)	언론사명	기사 개수(건)
이데일리	97,752	뉴스1	57,091
머니투데이	95,467	조선비즈	50,781
연합뉴스	89,686	헤럴드경제	50,441
한국경제	88,859	한국경제TV	44,189
서울경제	80,963	지디넷코리아	41,550
전자신문	77,898	디지털타임스	37,594
아시아경제	75,500	디지털데일리	31,353
뉴시스	73,668	EPA연합뉴스	26,185
매일경제	70,712	동아일보	25,772
파이낸셜뉴스	63,355	SBS Biz	23,163

* 언론사가 식별되지 않는 네이버뉴스 제외

** 굵은 글씨는 경제지

상위 20개 언론사 중 경제지는 11개였으며, 상위 10개 중에서는 7개가 경제지였다. 한편, 16위를 기록한 《디지털타임스》는 2019년 IT 전문지에서 경제종합일간지로 재창간되었으나, 수집 기간 대부분이 IT 전문지 시기였으므로 경제지에 포함하지 않았다.

상위 20개 언론사를 경제지와 비경제지로 구분해 카테고리별 기사 비율을 정리한 결과를 <표 4-12>에 제시하였다. 경제지와 비경제지의 카테고리 순서는 대체로 비슷한 양상을 보였다. 차이는 3~4위의 순서가 경제지는 사회-세계, 비경제지는 세계-사회라는 점과 5~6위가 경제지는 생활-정치, 비경제지는 정치-생활이라는 점이 다르다.

경제지는 설립 목적에 부합하게 경제적 관점에서 반도체 기사를 가장 많이 다뤘는데, 경제 카테고리의 비율이 74.88%로 압도적으로 높았다. 이는 IT/과학(11.26%)과 사회(4.72%)에 비해 최소 6배 이상 많은 수치로, 경제지의 반도체 보

도 무게중심이 경제 분야에 뚜렷하게 집중되어 있음을 보여준다.

비경제지도 경제 카테고리의 비율이 35.57%로 가장 높았지만, IT/과학 비율이 34.83%에 달해 경제 기사와 유사한 수준을 나타냈다. 이는 비경제지가 반도체의 경제적 측면뿐만 아니라 기술 발전과 이에 따른 인공지능 칩 개발, 자율주행차를 비롯한 차량용 반도체 등 IT·과학 이슈에도 상당한 관심을 기울이고 있음을 시사한다. 또한 세계(12.28%)와 사회(11.32%) 등 다양한 카테고리에서 반도체 기사를 다루며, 경제지보다 폭넓은 시각을 보인다.

앞선 ‘기사 카테고리별 기사 특징’에서 경제 카테고리 기사가 전체의 57.91%를 차지하는 것을 확인했는데, 이는 경제지와 비경제지 모두에서 경제 카테고리의 비율이 높게 나타난 데 기인한 결과로 볼 수 있다.

〈표 4-12〉 경제지와 비경제지의 카테고리별 기사 개수 및 비율*

카테고리	경제지		비경제지		
	기사 개수(건)	비율(%)	카테고리	기사 개수(건)	비율(%)
경제	537,346	74.88	경제	160,919	35.57
IT/과학	80,839	11.26	IT/과학	157,568	34.83
사회	33,874	4.72	세계	55,578	12.28
세계	26,774	3.73	사회	51,200	11.32
생활	17,731	2.47	정치	12,840	2.84
정치	13,280	1.85	생활	9,930	2.19
사설칼럼	7,786	1.08	사설칼럼	4,417	0.98

* 미분류 카테고리 제외

〈표 4-12〉에 따르면, 반도체 관련 기사를 작성한 언론사 수는 2010년 67개에서 조금씩 증가하여 2018년 최고치인 104개를 기록했고, 2025년에도 이와 유사한 104개로 집계되었다.

언론사 수가 늘어남에 따라 평균 기사 수는 2016년까지 감소하여 700개 수준으로 떨어졌으나 2019년 1,036개를 기록하며 반등하였고, 2024년에는 1,500개

를 돌파했다. 2025년의 평균 기사 수는 1,249개인데, 이는 2025년 기사 수집이 10월까지 진행되었기 때문이다. 언론사 개수가 2024년(102개)과 유사한 104개 이고, 앞서 ‘연도별 기사 특징’에서 2025년 기사 개수가 2024년과 비슷한 수준일 것으로 예상하였기에 2025년의 평균 기사 개수 또한 2024년과 유사할 것으로 예측된다.

2010년 당시 67개 언론사가 평균 1,179건의 반도체 기사를 다룬 것과 비교하면, 2024년에는 언론사 수(102개)가 35개 증가했음에도 평균 기사 수는 1,515건에 달했다. 이는 통상 언론사 수 확대가 기사 분산을 유발할 가능성이 있음에도 불구하고, 오히려 개별 언론사들이 반도체 보도를 강화했음을 보여준다. 나아가 이러한 흐름은 반도체 산업의 중요성이 커지고 있음을 방증하며, 언론사들이 이를 장기적이고 전략적인 보도 영역으로 자리매김하고 있음을 시사한다.

연도별 상위 5개 언론사 추이를 살펴보면, 2010년대까지 경제지가 반도체 기사를 주로 다루었음을 알 수 있다. 2010년부터 2019년까지는 《머니투데이》, 《한국경제》, 《서울경제》 등의 경제지가 주로 상위를 차지했고, 이 시기 5위권 내 언론사 중 경제지가 대부분 4곳 이상을 차지하며 확고한 영향력을 보였다. 그러나 2020년 상위 5개 언론사 중 경제지가 3곳에 그친 것을 기점으로, 경제지의 비중은 점차 줄었고 2022년 이후로는 2곳 수준에 머물며 존재감이 약화되었다. 특히 2019년 3/4분기에 발생한 한일 무역 분쟁을 계기로 반도체가 경제 문제를 넘어 사회·정치적 이슈로 확산되면서 경제지의 상대적 위상 하락을 촉발한 것으로 보인다.

경제지의 입지가 약화되기 시작한 시점부터 《연합뉴스》, 《뉴스1》 등 비경제지가 두각을 나타냈다. 연합뉴스는 2013년부터 상위 5위 내에 이름을 올리며 주로 3~4위를 유지했으나, 2020년 이후 꾸준히 상승해 최근에는 3위권 내에 안정적으로 위치하고 있다. 《뉴스1》은 2020년 5위에 처음 진입한 이후 가파른 상승세를 보이며 2023년에는 1위를 기록하여 핵심 매체로 자리매김했고, 《뉴스1》 역시 2022년부터 꾸준히 4위를 기록하며 안정적인 상위권 매체로서의 입지를 유지하고 있다.

한편, 경제지 중에서도 《이데일리》는 예외적으로 꾸준히 상위권을 유지했다. 2010년 3위에 오른 이후 2025년까지 매년 5위권을 지키며 지속적인 존재감을

보여주었고, 2022년 이후에는 《연합뉴스》, 《뉴시스》와 함께 1~3위를 경쟁하는 핵심 매체로 남아 있다.

종합하면, 2010년대까지 경제지가 주도했던 반도체 보도는 2020년대 들어 비경제지로 무게중심이 이동하고 있다. 경제지의 영향력이 줄어드는 동시에 《연합뉴스》, 《뉴시스》, 《뉴스1》 등이 부상함으로써 반도체 관련 보도의 주도권이 특정 매체군에 국한되지 않고 점차 다변화되는 흐름을 확인할 수 있다.

〈표 4-13〉 연도별 언론사 개수 및 평균 기사 개수, 상위 5개 언론사*

연도	언론사 개수	평균 기사 개수(건)	언론사 (1위)	언론사 (2위)	언론사 (3위)	언론사 (4위)	언론사 (5위)
2010	67	1,179	머니투데이	아시아경제	이데일리	한국경제	전자신문
2011	74	1,188	머니투데이	한국경제	아시아경제	이데일리	파이낸셜 뉴스
2012	79	1,070	머니투데이	한국경제	매일경제	아시아경제	이데일리
2013	86	1,005	머니투데이	한국경제	연합뉴스	아시아경제	이데일리
2014	91	993	서울경제	머니투데이	이데일리	연합뉴스	한국경제
2015	97	920	서울경제	이데일리	머니투데이	연합뉴스	한국경제
2016	96	775	머니투데이	전자신문	이데일리	연합뉴스	한국경제
2017	94	842	연합뉴스	전자신문	이데일리	머니투데이	서울경제
2018	104	846	한국경제 TV	전자신문	서울경제	한국경제	이데일리
2019	97	1,036	연합뉴스	한국경제	이데일리	한국경제 TV	서울경제
2020	102	956	조선비즈	한국경제	이데일리	연합뉴스	뉴시스
2021	89	1,210	이데일리	한국경제	뉴시스	연합뉴스	머니투데이
2022	100	1,116	이데일리	뉴시스	연합뉴스	뉴스1	한국경제
2023	102	1,330	뉴시스	연합뉴스	이데일리	뉴스1	파이낸셜 뉴스
2024	102	1,515	연합뉴스	이데일리	뉴시스	뉴스1	파이낸셜 뉴스
2025	104	1,249	연합뉴스	이데일리	뉴시스	뉴스1	서울경제

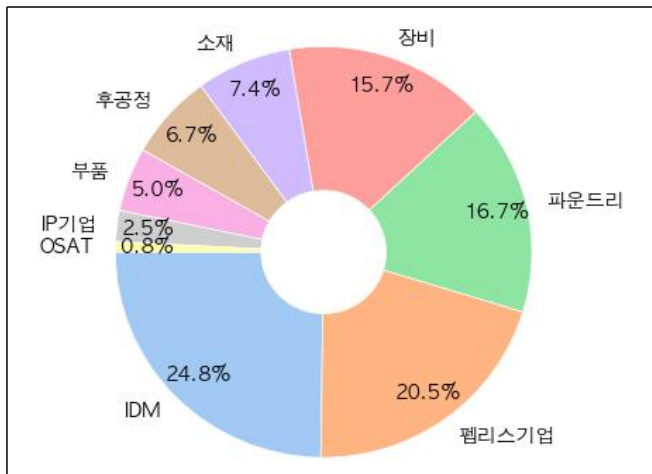
* 기사 개수 순이며 굵은 글씨는 경제지를 나타냄, 언론사가 식별되지 않는 네이버뉴스는 제외함

7) 산업 카테고리별 기사 특징

반도체 시장위험지수를 산업 카테고리별로 나타내기 위해 IP 기업, OSAT, 파운드리, 팹리스기업 등의 범주로 나누었으며 개수는 9개였다. [그림 4-15]는 각 산업 카테고리별 기사 비중을 시각화한 것이다. 그 결과 IDM 기업 관련 기사가 전체의 24.8%로 가장 높은 비중을 차지했다. 뒤이어 팹리스 기업 기사가 20.5%, 파운드리 관련 기사가 16.7%, 장비 관련 기사가 15.7%를 기록했다.

상위 4개 카테고리를 제외한 나머지 5개 산업 카테고리는 모두 10% 미만의 비율을 보였다. 특히 상위 4개 카테고리의 비중이 77.7%에 달한다는 점은, 이들 4개 산업이 반도체 산업 전반에서 핵심적인 역할을 담당하고 있음을 보여준다.

[그림 4-15] 산업 카테고리별 기사 분포 비율



연도별 상위 5개 산업 카테고리를 나타내는 <표 4-14>를 보면, 1위 카테고리는 IDM과 팹리스 기업이 번갈아 차지했다. IDM은 2013년부터 2023년까지 10년간 1위를 유지했으며, 팹리스 기업은 2010년부터 2012년까지 1위였다가 2013년부터 2023년까지는 2~3위에 머물렀다. 2위부터 4위까지는 주로 장비, 파운드리, 팹리스 기업이 위치했는데, 2012년부터 2018년까지는 팹리스 기업-장비

-파운드리 순서가 우세했고, 2019년부터 2023년까지는 파운드리-팹리스 기업-장비 순서로 바뀌었다. 5위는 2017년까지 소재 카테고리가 차지했으나, 2020년부터는 후공정으로 교체되는 경향을 보였고, 2025년에는 2018년 이후 다시 부품이 위치했다.

IDM은 2010년 4위로 시작해 순위를 꾸준히 끌어올리며 2013년부터 10년간 1위를 지켰다. 2021년에는 30.8%의 비중으로 유일하게 30%를 넘었으나, 2024년에 21.61%로 떨어지며 2025년까지 팹리스 기업에 1위를 내주고 2위를 기록했다.

팹리스 기업은 2010년부터 2012년까지 20%대 중반의 비중으로 1위를 기록했으나, 이후 비중이 하락하며 2013년부터 2023년까지 2~3위에 머물렀다. 2020년에는 최저점인 15.48%까지 떨어졌지만 2024년부터는 20% 중반의 비중으로 2025년까지 1위를 차지했다.

파운드리 카테고리는 2~4위권을 꾸준히 유지했다. 다만 2021년에 22.89%로 최고치를 기록했으나, 3년 만인 2024년 10.33%까지 급락하며 단기간에 비중이 급변하는 모습을 보여주었다.

장비는 2010년 21.42%를 보이며 2위를 차지했으나, 2012년부터 2018년까지 3위로 떨어졌고, 2019년부터는 4위에 자리했다. 2022년에는 10.38%로 최저치를 기록하며 2010년 최고치 대비 약 11%포인트 하락했다. 다른 카테고리가 순위변동을 반복한 것과 달리 장비는 지속적으로 하락하는 흐름을 보였다.

소재와 후공정은 5위 자리를 번갈아 차지했다. 2010년부터 2019년까지 소재 카테고리가 7~8%의 비중으로 5위를 유지했으며, 2020년 후공정 카테고리가 10.4%로 5위를 차지한 후 다시 8%대 비중을 이어가며 5위에 안착했다.

〈표 4-14〉 연도별 상위 5개 산업 카테고리의 비율 및 기사 개수

연도	카테고리 (1위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (2위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (3위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (4위)	비율 (%) (개수)	카테고리 (5위)	비율 (%) (개수)
2010	팍리스 기업	25.47 (15,918)	장비	21.42 (13,387)	파운드리	20.0 (12,497)	IDM	13.66 (8,536)	소재	7.27 (4,540)
2011	팍리스 기업	23.94 (16,476)	장비	19.45 (13,390)	파운드리	18.77 (12,918)	IDM	17.77 (12,232)	소재	7.17 (4,936)
2012	팍리스 기업	24.92 (16,652)	IDM	24.76 (16,544)	장비	16.55 (11,060)	파운드리	15.58 (10,410)	소재	6.9 (4,611)
2013	IDM	26.72 (18,125)	팍리스 기업	23.87 (16,194)	장비	15.82 (10,732)	파운드리	13.92 (9,441)	소재	7.24 (4,908)
2014	IDM	26.51 (18,727)	팍리스 기업	22.36 (15,794)	장비	17.42 (12,306)	파운드리	14.14 (9,986)	소재	7.32 (5,169)
2015	IDM	25.66 (18,167)	장비	18.75 (13,271)	팍리스 기업	17.62 (12,476)	파운드리	13.9 (9,843)	소재	8.48 (6,004)
2016	IDM	25.33 (14,662)	팍리스 기업	21.16 (12,248)	장비	17.77 (10,286)	파운드리	14.8 (8,569)	소재	7.82 (4,527)
2017	IDM	27.8 (17,725)	팍리스 기업	18.73 (11,941)	장비	17.84 (11,373)	파운드리	15.72 (10,023)	소재	8.16 (5,204)
2018	IDM	26.66 (18,782)	팍리스 기업	18.49 (13,024)	장비	16.46 (11,592)	파운드리	12.66 (8,916)	부품	7.8 (5,492)
2019	IDM	26.33 (19,826)	파운드리	17.59 (13,248)	팍리스 기업	16.9 (12,726)	장비	13.83 (10,413)	소재	9.79 (7,374)
2020	IDM	23.39 (17,952)	파운드리	19.21 (14,746)	팍리스 기업	15.48 (11,879)	장비	15.43 (11,841)	후공정	10.4 (7,984)
2021	IDM	30.8 (23,699)	파운드리	22.89 (17,618)	팍리스 기업	16.46 (12,663)	장비	11.63 (8,953)	소재	6.32 (4,867)
2022	IDM	28.79 (23,304)	파운드리	22.11 (17,895)	팍리스 기업	17.38 (14,073)	장비	10.38 (8,400)	후공정	8.51 (6,888)
2023	IDM	26.55 (22,121)	파운드리	18.34 (15,279)	팍리스 기업	17.94 (14,950)	장비	12.06 (10,045)	후공정	8.19 (6,821)
2024	팍리스 기업	24.25 (17,367)	IDM	21.61 (15,477)	장비	16.64 (11,920)	파운드리	10.33 (7,395)	후공정	10.08 (7,217)
2025	팍리스 기업	26.78 (16,568)	IDM	21.47 (13,283)	파운드리	14.3 (8,850)	장비	12.57 (7,775)	부품	7.89 (4,884)

라. 데이터 임베딩

1) 위험요인별 키워드 클러스터 구축

본 연구는 <표 4-15>에 제시된 5가지 시장 위험요인(정책, 외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부 충격)을 구분하고, 각 영역에 대응하는 seed word를 설정하였다.

<표 4-15> 반도체 시장 위험요인 및 주요 키워드

구분	Seed Word/Bigram
정책 위험요인	규제 입법, 건축 정책, 재정 적자
외교 위험요인	무역 갈등, 수출 규제, 보복 조치
반도체 시장 위험요인	공급 부족, 수요 급증
거시경제 위험요인	경기 침체, 소비 위축, 인플레이션
외부 충격 위험요인	전쟁, 자연재해, 감염병, 기술 유출

Seed word 선정에는 Emerging Issue Detection 기법을 활용하였다. Lexicon 내 단어의 등장 패턴에서 burstiness 지표가 특정 임계값을 초과하는 경우 이를 추출하여 카테고리별 핵심 단어로 사용하였다. Burstiness는 장기적 추세 대비 단기간에 특정 단어의 출현 빈도가 얼마나 급격히 증가하는지를 나타내는 지표이며, 구체적 계산식은 He & Parker(2010)에 제시되어 있다. 이 과정을 통해 반도체 산업 리스크와 관련된 주요 신호 이슈를 탐지할 수 있었다. 또한, Seed word 설정 이후, 전체 기사 코퍼스에 word2vec 알고리즘을 적용하여 lexicon 내 단어들을 벡터로 임베딩하였다. 각 seed word에 대해 코사인 유사도가 가장 높은 10개 단어를 선정하고, 이를 다시 확장하여 도메인별 키워드 클러스터를 구성하였다.

2) 지시변수 생성

전처리된 기사에 대하여 각 위험요인별 클러스터에 포함된 키워드의 출현 여부를 확인하고, 이를 바탕으로 지시변수(indicator function)를 부여하였다. 즉, n

번째 기사가 i 번째 클러스터 단어를 포함하면 indicator vector의 i 번째 원소는 1, 그렇지 않으면 0으로 기록된다. 순서는 정책 → 외교 → 반도체 시장 → 거시경제 → 외부 충격 요인이다. 예컨대 “일본 ‘반도체 제조’ 수출 규제안 시행…‘중국 압박’ 미국과 보조”라는 기사는 ‘수출 규제’ 키워드를 포함하므로 indicator vector는 [0,1,0,0,0]으로 요약된다.

이후 각 기사별 frequency vector를 생성하였다. frequency vector는 indicator vector에 다음과 같은 로그 변환을 적용하여 계산된다(식 4-11). 이 변환은 단어 빈도가 높아질수록 가중치 증가율이 완만해지는 ‘marginally decreasing’ 효과를 가지며 로그 곡선 형태를 따른다.

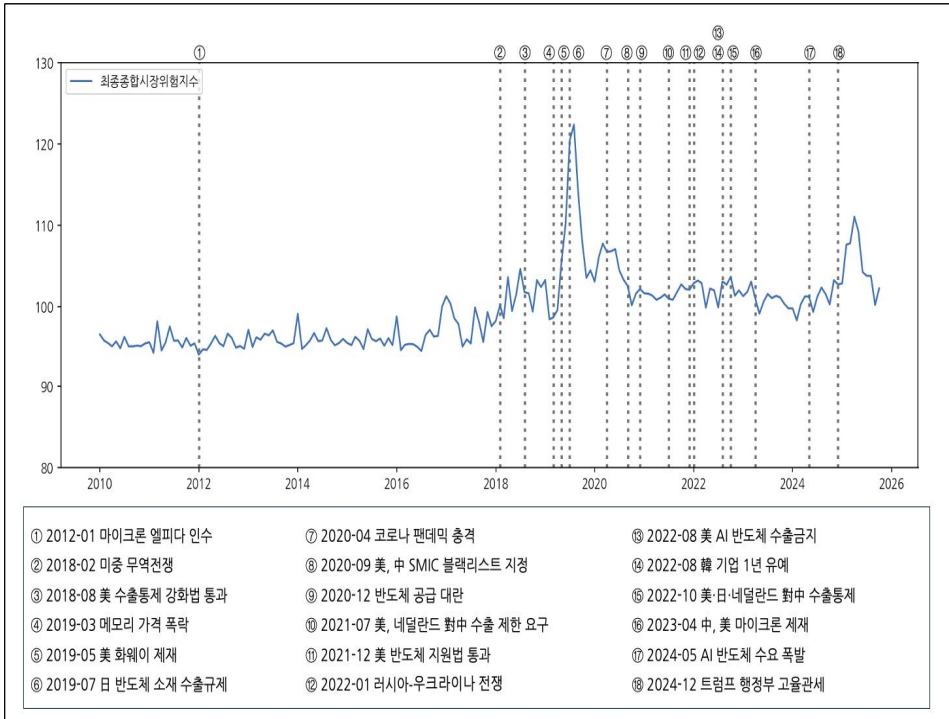
$$\frac{10 \times \log(\text{기사에 포함된 각 요인별 어휘사전 내의 단어 개수} + 1)}{(\text{해당 기사의 전체 단어 수})} \quad [\text{식 4-11}]$$

이 방식은 단순 빈도 누적 시 발생할 수 있는 ‘자주 등장하는 특정 키워드의 과도한 영향력 집중’을 완화하고, 다양한 빈도를 가진 단어들이 지수 산출에 보다 균형적으로 기여할 수 있도록 한다. 결과적으로 특정 단어의 반복 등장에 따른 왜곡을 줄이고, 전체 데이터에서 다층적 패턴을 반영할 수 있게 된다.

3. 종합 시장위험지수 결과

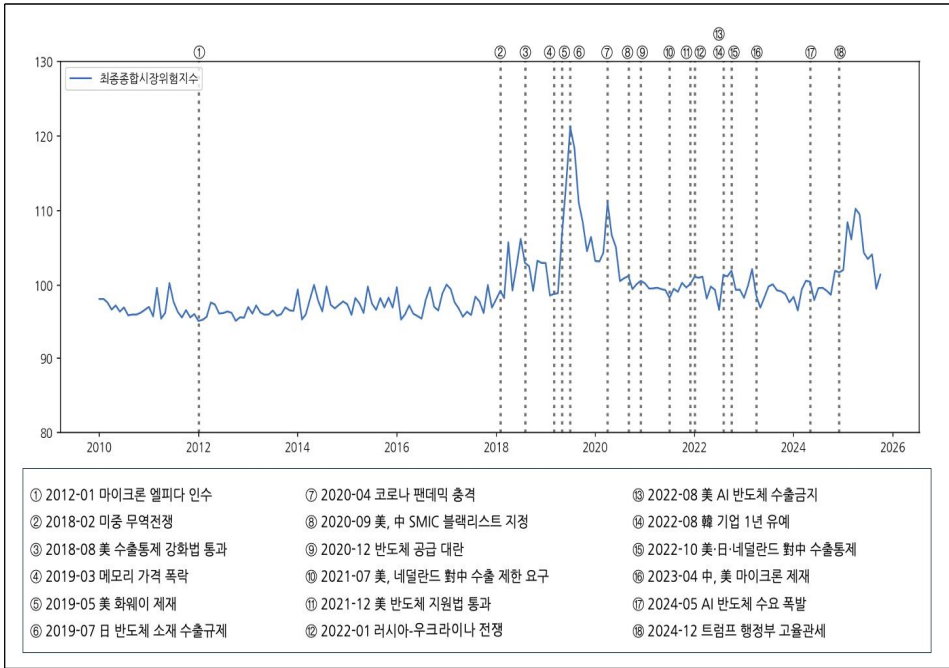
가. 단순 평균 방식

[그림 4-16] 단순 평균 방식의 최종 종합 시장위험지수 그래프



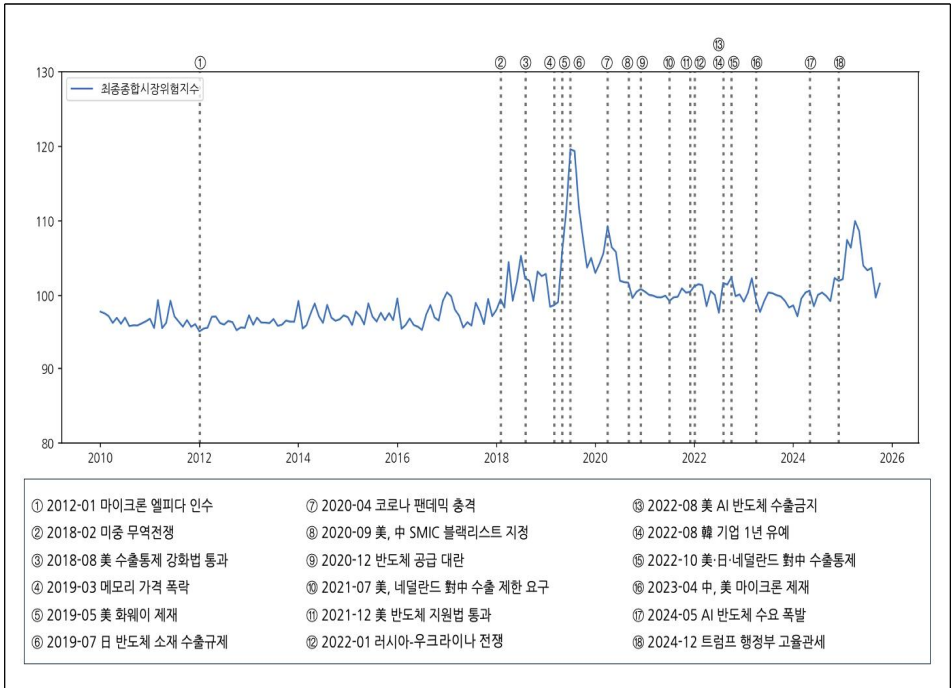
나. 비례 배분 방식

[그림 4-17] 비례 배분 방식의 최종 종합 시장위험지수 그래프



다. 제공근 비례 배분 방식

[그림 4-18] 제공근 비례 배분 방식의 최종 종합 시장위험지수 그래프



위에 제시된 세 가지의 그래프는 2010년 이후 반도체 최종종합시장위험지수를 산출하는 방식(단순 평균 방식, 비례 배분 방식, 제공근 비례 배분 방식)에 따른 세 가지 지수를 제시하며, 각 시점에 반도체 산업과 관련된 주요 이벤트(①~⑱)를 함께 표시한 것이다. 지수 산출은 요인별 위험지수 값과 기사 수 행렬을 이용해, 단순 평균은 모든 요인에 동일 가중치를, 비례 배분은 요인별 기사 수에 비례하는 가중치를, 제공근 비례 배분은 기사 수의 제공근에 비례하는 가중치를 부여하여 전체 지수를 계산한 결과이다.

뉴스 데이터로부터 얻은 반도체 시장위험 수준을 살펴보면, 세 그래프 모두 2017년까지는 약 95 전후의 좁은 범위에서 움직이며 비교적 안정적인 수준을 유

지한다. ① (2012-01 마이크론 엘피다 인수)와 같은 기업 인수합병 이슈는 존재하지만, 지수에 미치는 영향은 제한적이다. 위험 수준의 뚜렷한 상승은 ② (2018-02 미중 무역전쟁)과 ③ (2018-08 미국 수출통제 강화법 통과)를 전후한 시점부터 나타나며, 이때부터 지수의 평균 수준이 100 안팎으로 한 단계 상향된다. 이어 ④ (2019-03 메모리 가격 폭락), ⑤ (2019-05 미국의 화웨이 제재), ⑥ (2019-07 일본의 반도체 소재 수출규제) 등이 연속적으로 발생하면서 공급망, 수요·가격, 지정학적 리스크가 동시에 증첩되고, 2019년 중후반에 약 120 수준의 기간 내 최고 피크가 형성된다. 이후 ⑦ (2020-04 코로나19 팬데믹 충격), ⑧ (2020-09 美·中 SMIC 블랙리스트 지정), ⑨ (2020-12 반도체 공급 대란)을 거치면서 지수는 여전히 높은 수준을 유지하되, 최고치는 2019년 피크보다는 다소 낮은 두 번째 봉우리를 형성한다.

2021년 이후에는 지수가 팬데믹 초기의 극단적 변동에서 어느 정도 진정되지만, 평균 수준은 100 안팎의 수준에 머문다. ⑩ (2021-07 미국의 네덜란드 對中 수출 제한 요구)와 ⑪ (2021-12 미국 반도체 지원법 통과)는 對中 규제와 자국 산업 지원정책이 상시적 구조요인으로 정착되었음을 보여주며, ⑫ (2022-01 러시아-우크라이나 전쟁)은 에너지·원자재 및 물류 리스크를 통해 간접적인 부담을 추가한다. ⑬ (2022-08 미국 AI 반도체 수출금지), ⑭ (한국 기업 1년 유예), ⑮ (2022-10 미·일·네덜란드 對中 수출통제)를 계기로 첨단 공정과 AI 반도체에 대한 기술 봉쇄가 강화되면서, 지수는 약간의 상승을 보인다. 최근에는 ⑯ (2023-04 중국의 미국 마이크론 제재)와 ⑰ (2024-05 AI 반도체 수요 폭발)이 더해지며 지정학적 갈등과 AI 호황에 따른 투자·공급 리스크가 동시에 부각되고, ⑱ (2024-12 트럼프 행정부 고율관세) 이후로 지수는 다시 105~110 수준의 높은 봉우리를 보인다.

세 가지 산출 방식 간의 차이를 비교하면, 우선 공통적으로 그래프의 급락 전환 시점과 주요 봉우리의 위치는 거의 일치한다. 즉, 2018년 이후 구조적 레벨이 상향된 점, ⑤·⑥ 이벤트가 결합된 2019년 중후반에 최고 피크가 나타나는 점, 코로

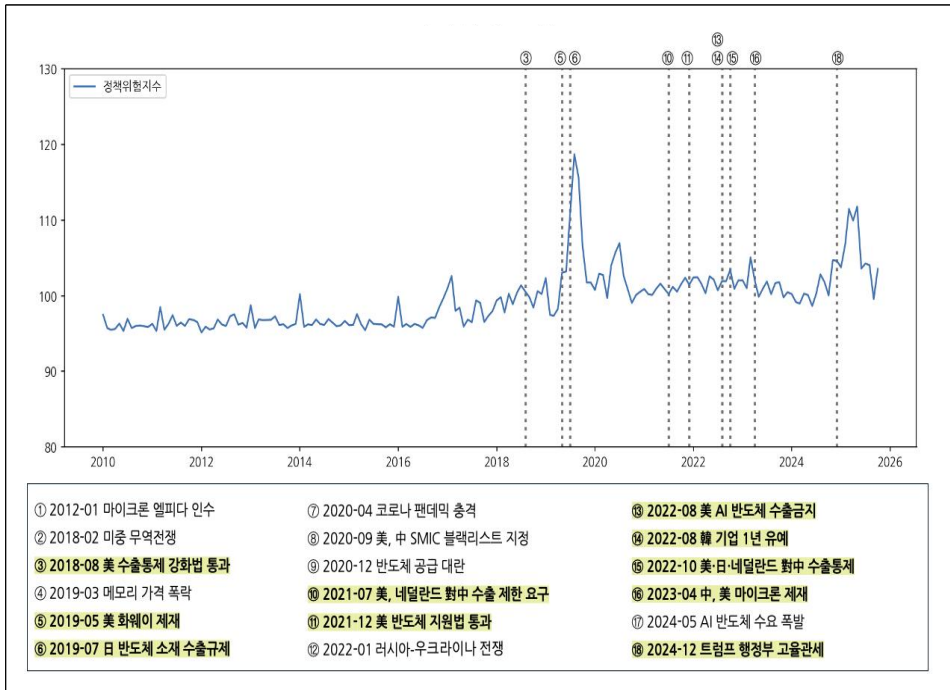
나19 팬데믹 및 공급 대란 이후의 재조정 국면, 2022년 對中 수출통제 및 2024년 AI 수요 폭발 구간에서 다시 국지적 봉우리가 형성되는 점 등은 세 방식 모두 동일하게 포착된다. 다만 규모 면에서 보면, [그림 4-16]의 단순 평균 방식의 지수는 요인 간 기사 수 편차를 반영하지 않기 때문에 전체 변동 폭이 상대적으로 작고, [그림 4-17]의 기사 수 비례 배분 지수는 특정 요인에 뉴스가 집중되는 구간에서 피크가 다소 더 크게 나타난다. [그림 4-18]의 제공근 비례 배분 방식은 두 방식의 중간 정도로, 기사 쓸림 효과를 완전히 제거하지 않으면서도 극단적인 가중치 편중은 완화하는 형태를 보인다.

이와 같이 세 가지 다른 가중 방식에서 도출된 지수들이 전반적인 흐름과 주요 이벤트 시점에서 매우 유사한 패턴을 보인다는 점은, 본 연구에서 구축한 반도체 시장위험지수가 가중 방식의 선택에 대해 상당히 견고하다는 것을 의미한다. 즉, 요인별 기사 수 분포에 따른 세부 진폭의 차이는 존재하지만, 미·중 갈등, 팬데믹과 공급대란, 첨단 반도체 對中 규제, 러시아-우크라이나 전쟁, AI 수요 급등 등 핵심 사건들이 반도체 산업의 시장위험을 구조적으로 끌어올리고 고위험 상태를 상시화했다는 해석 자체는 세 지표 모두에서 일관되게 확인된다.

4. 요인별 시장위험지수

가. 정책 요인 시장위험지수

[그림 4-19] 정책 요인 시장위험지수 그래프



[그림 4-19] 그래프는 반도체 산업의 정책위험지수를 시계열로 제시하고, 그와 직접 관련된 주요 정책·규제 이벤트만을 표시한 것이다. 전반적으로 2017년까지 정책위험지수는 약 95~100 전후의 비교적 좁은 범위에서 변동하며 안정적인 수준을 유지한다. 이 시기에는 개별 기업 인수나 가격 변동과 같은 사건은 있었지만, 반도체 산업을 직접 겨냥한 정책·규제 변화가 제한적이었기 때문에 지수에도 큰 움직임이 나타나지 않는다.

정책위험이 본격적으로 상승하는 구간은 ③ 2018-08 미국 수출통제 강화법 통

과를 기점으로 나타난다. 이 시점 이후 미국이 자국 안보와 기술 패권을 명분으로 수출통제 체계를 강화하면서, 반도체를 포함한 첨단 기술 분야에서 정책 리스크가 구조적으로 상향 조정되는 흐름이 반영된다. 이어 ⑤ 2019-05 미국의 화웨이 제재와 ⑥ 2019-07 일본의 반도체 소재 수출규제가 연달아 발생하면서, 정책위험지수는 단기간에 급등해 약 120 수준의 최고 피크를 형성한다. 즉, 정책요인만을 놓고 보더라도, 화웨이 제재와 일본의 소재 수출규제가 결합된 2019년 중후반이 전체 기간 중 가장 강한 정책 충격으로 작용했음을 알 수 있다.

이후 2020년 코로나19 팬데믹과 공급대란이 진행되는 동안에도 정책위험지수는 여전히 100 안팎의 비교적 높은 레벨을 유지한다. 팬데믹 자체는 수요·공급 측면의 충격으로 분류되기 때문에 정책요인 지수에는 제한적으로만 반영되지만, 이미 2018~2019년을 거치며 강화된 수출통제와 제재 체계가 뒤에서 지속적으로 작동하고 있기 때문이다. ⑩ 2021-07 미국의 네덜란드에 대한 對中 수출 제한 요구와 ⑪ 2021-12 미국 반도체 지원법 통과 이후에는, 미국의 산업정책과 동맹국과의 정책 공조가 본격화되면서 지수가 100을 상회하는 새로운 평형 수준에 안착하는 모습을 보인다. 이 시기는 직접적인 제재 발표가 없더라도, 법·제도와 동맹 구조 차원에서 반도체를 둘러싼 정책 환경이 구조적으로 재편되고 있다는 점을 반영한다.

2022년 이후에는 정책 관련 이벤트가 다시 집중되면서 국지적인 봉우리가 형성된다. ⑬ 2022-08 미국 AI 반도체 수출금지는 첨단 GPU·AI 칩을 겨냥한 구체적 수출규제로, 정책위험지수를 다시 위로 끌어올린다. 곧이어 ⑭ 한국 기업 1년 유예 조치는 규제 강도를 일시적으로 완충하는 역할을 하지만, 같은 해 ⑮ 2022-10 미·일·네덜란드 3국의 對中 수출통제가 합의·발표되면서 중장기 정책 리스크가 재차 상향 조정된다. 그래프에서 보듯 이 구간에서 지수는 105~110 수준의 두 번째 고점을 형성하는데, 이는 2019년만큼의 극단적인 충격은 아니지만 기술 봉쇄의 범위와 심도가 확실히 한 단계 확대되었음을 시사한다.

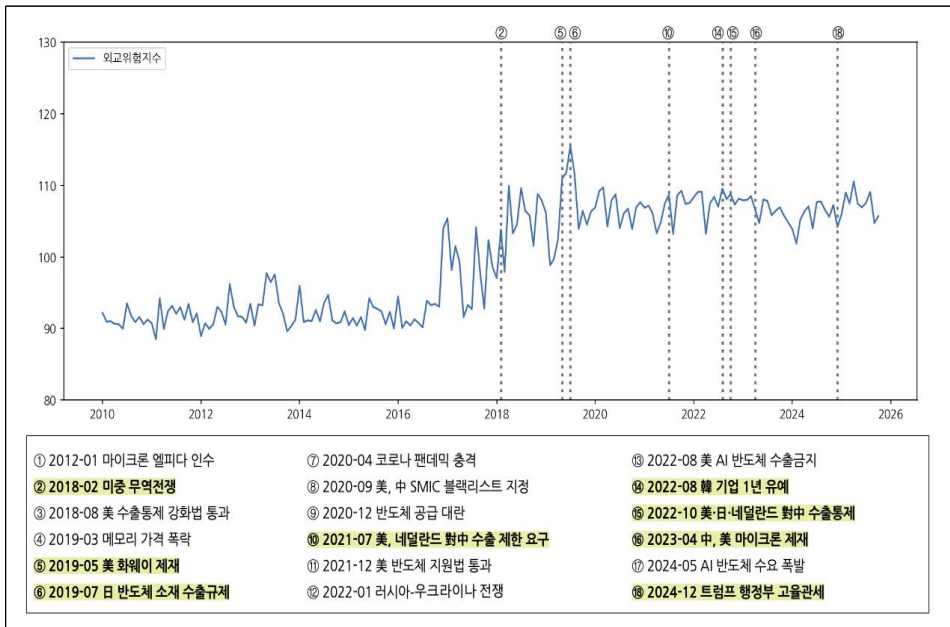
최근에는 ⑯ 2023-04 중국의 미국 마이크론 제재를 계기로, 미·중 간 제재와 보복 조치가 쌍방향으로 전개되기 시작한다. 이 이벤트는 정책위험지수를 다시 한

번 끌어올리지만, 그 절대 수준은 2019년 피크보다는 낮아 추가적인 위험의 누적 정도로 나타난다. 마지막으로 ㉘ 2024-12 트럼프 행정부 고율관세는 미·중을 넘어 광범위한 통상 환경 악화 가능성을 내포하는 정책 변수로, 그래프상에서 2024년 말~2025년 초 지수를 다시 110 수준에 가깝게 밀어올리는 충격으로 표현된다.

정책요인만을 따로 떼어 보았을 때에도 2018년 이후 지수의 레벨이 구조적으로 상향되며, 특히 2019년 화웨이 제재와 일본 소재 수출규제, 2022년 이후의 對中 첨단 반도체 수출통제와 AI 반도체 규제가 정책위험의 주요 분수령을 이루고 있음을 확인할 수 있다. 또한 코로나19 팬데믹, 공급대란 등 비정책적 충격과 달리 정책·제도 변화는 한번 발생하면 이후에도 높은 수준의 위험을 유지시키는 레짐 변화로 작용한다는 점에서, 반도체 산업의 증장기 리스크 관리에서 정책요인의 중요성이 특히 크다는 점을 시사한다.

나. 외교 요인 시장위험지수

[그림 4-20] 외교 요인 시장위험지수 그래프



[그림 4-20]는 외교요인에 기반한 외교위험지수의 추이를 제시하고, 지수 변동과 직접 연관된 주요 외교·통상 이벤트를 표시한 것이다. 2010년대 중반까지 지수는 90대 초·중반 수준에서 제한적인 등락만 보이며 유지된다. 이 시기에는 개별 국가 간 갈등이나 무역 분쟁이 존재하지만, 반도체 산업을 둘러싼 외교적 긴장이 구조적으로 확대된 국면이라고 보기는 어렵다.

변곡점은 ② 2018-02 미중 무역전쟁이다. 관세 부과와 보복 조치가 반복되면서 미·중 관계가 경쟁·대립 구도로 고착되기 시작하고, 이에 맞춰 지수 수준도 100 안팎으로 상승한다. 이후 ⑤ 2019-05 미국의 화웨이 제재와 ⑥ 2019-07 일본의 반도체 소재 수출규제가 연속적으로 발생하면서 외교 갈등이 반도체 공급망에 직접 투영된다. 이 구간에서 외교위험지수는 115에 근접하는 기간 내 최고치를 기록함으로써 미·중 갈등에 한·일 관계 악화가 중첩된 상황에서 한국 반도체 산업이 다층적인 외교 리스크에 노출되었음을 시사한다.

2020년 이후에는 코로나19 확산과 별개로 외교위험지수가 105 내외의 높은 수준을 유지한다. 미·중 관계가 일시적 갈등이 아니라 장기적인 전략 경쟁 구도로 전환된 영향이 반영된 것으로 해석된다. ⑩ 2021-07 미국의 네덜란드 對中 수출 제한 요구는 기존의 양자 갈등이 동맹국을 포섭하는 형태로 확장되고 있음을 보여주는 사례로, 반도체 공급망을 둘러싼 외교 압력이 다자간 구조로 재편되고 있음을 의미한다.

2022년 이후에는 이러한 동맹 기반 통상·안보 협의가 보다 구체적인 조치로 연결된다. ⑭ 2022-08 한국 기업 1년 유예는 미국의 對中 규제 속에서 한국 기업에 부여된 한시적 예외 조치로, 갈등 속 조정과 협상의 결과에 가깝다. 같은 해 ⑮ 2022-10 미·일·네덜란드의 對中 수출통제는 주요 우방국들이 미국의 전략에 공식적으로 동참한 사건으로, 이후 지수가 107~108 수준에 형성되는 모습과 맞물린다. 이 구간에서는 개별 이벤트의 유무와 관계없이 높은 수준의 외교 긴장이 지속되는 상태가 관찰된다.

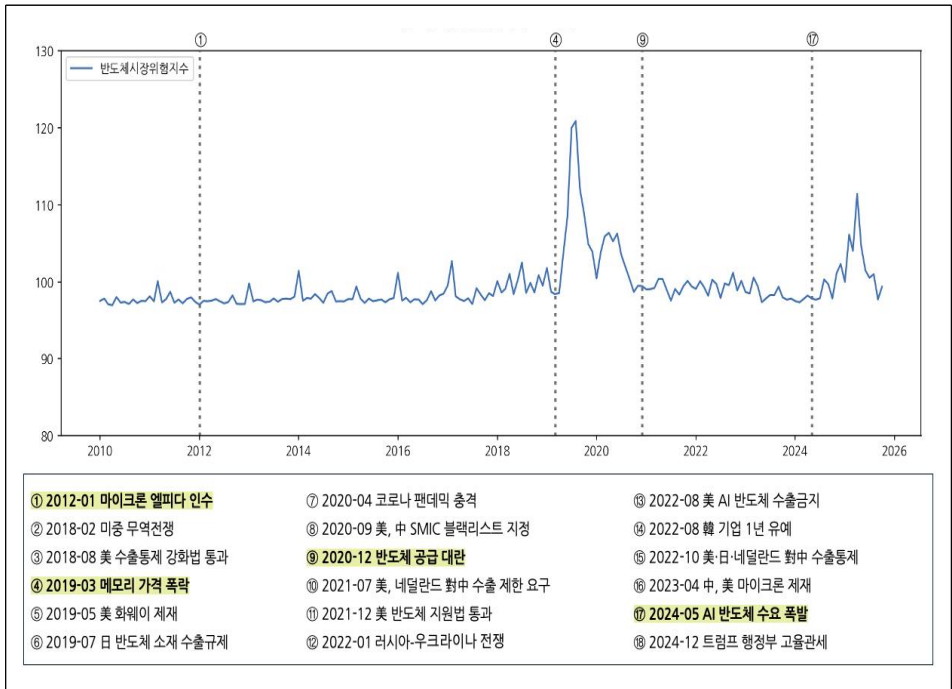
⑯ 2023-04 중국의 미국 마이크론 제재는 미·중 갈등이 미국의 일방적 제재에서 상호 보복 단계로 이동했음을 보여주는 사건이다. 외교위험지수는 다시 상향

조정되며, 반도체 기업이 양국 간 보복 조치의 직접 대상이 될 수 있다는 위험이 가시화된다. 마지막으로 ⑱ 2024-12 트럼프 행정부 고율관세는 그래프에서 2024년 말 이후 110 수준의 높은 지수가 형성되는 모습으로 구현되어 있다.

외교요인만을 분리해 보면, 2018년 미중 무역전쟁이 지수 레벨을 끌어올린 첫 번째 전환점이며, 2019년 화웨이 제재·일본 수출규제 국면에서 최고 피크가 나타난다. 이후 미·중 전략 경쟁의 지속, 동맹국과의 對中 수출통제 공조, 중국의 보복 제재와 같은 흐름이 이어지면서 외교위험은 단기간에 소멸하는 일시적 충격이 아니라 높은 수준의 긴장이 상시화된 구조적 위험으로 자리 잡은 것으로 정리할 수 있다.

다. 반도체 시장 요인 시장위험지수

[그림 4-21] 반도체 시장 요인 시장위험지수 그래프



반도체 시장 요인 시장위험지수는 반도체 수급·가격·수요 사이클과 직접 관련된 이벤트만을 반영한 지수이다. 2010년대 중반까지는 약 95~98 수준에서 작은 진폭으로 움직이며, 구조적인 불안정성보다는 통상적인 업황 변동이 중심이었던 시기이다. ① 2012-01 마이크론의 엘피다 인수는 메모리 산업 재편이라는 의미는 있으나 수급 불균형이나 급격한 가격 변동으로 이어지지 않았기 때문에 지수의 상승 폭은 제한적이다.

가장 뚜렷한 변동은 ④ 2019-03 메모리 가격 폭락 이후 나타난다. 재고 누적과 공급 과잉이 심화되면서 가격이 급락했고, 이에 따라 이익 악화·투자 축소 우려가 동시에 부각되었다. 지수는 이 구간에서 120 수준까지 치솟으며 전체 기간 가운데 가장 높은 봉우리를 기록한다. 정책·외교 요인과 달리 시장요인 지수의 최고 피크가 메모리 사이클 붕괴 시점에 집중되어 있다는 점이 특징이다.

이후에는 가격 조정이 진행되면서 지수가 100 안팎으로 내려오지만, ⑨ 2020-12 반도체 공급 대란이 발생하면서 다시 한 차례 상향된다. 팬데믹 이후 수요 회복과 IT·자동차 등에서의 칩 부족이 겹치면서, 과거의 공급 과잉과는 정반대 형태의 수급 불안이 나타난 시기이다. 생산 차질, 리드타임 급증, 완성품 가격 상승 가능성이 동시에 제기되면서 지수는 105 내외에서 재차 고점을 형성하고, 이후 2022~2023년 동안에는 약 100 수준에서 비교적 안정된 상태로 유지된다.

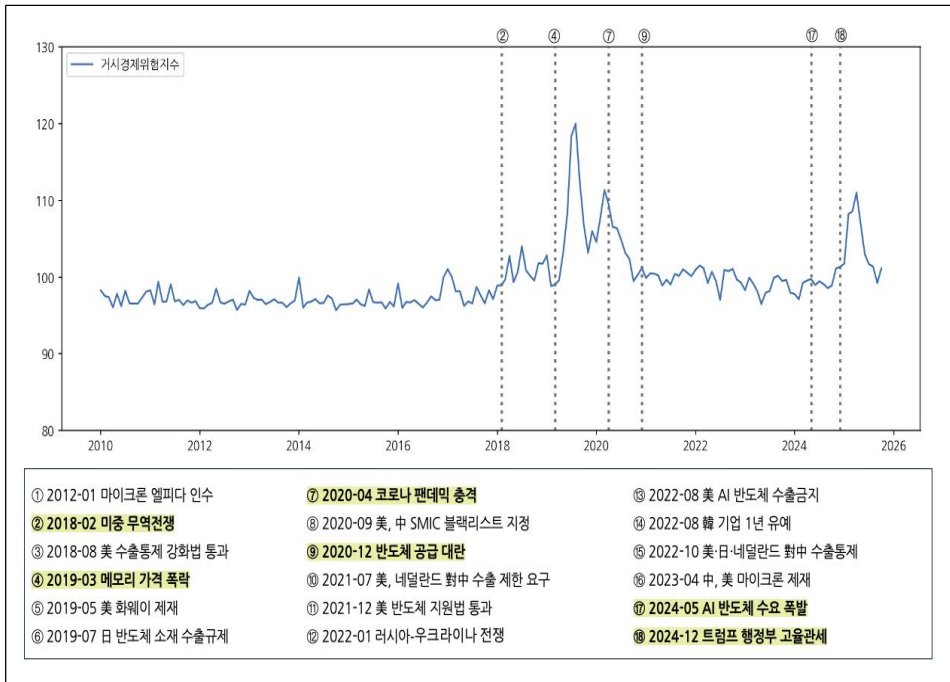
⑰ 2024-05 AI 반도체 수요 폭발은 두 번째 큰 변곡점에 해당한다. 고성능 GPU와 AI 전용 반도체에 대한 수요가 급격히 늘어나면서 생산능력 확대와 설비 투자, 가격 수준에 대한 불확실성이 다시 커졌다. 그래프에서는 이 시점에 지수가 110 전후까지 상승한 뒤 점차 조정을 받는 모습이 나타난다. 수요 급증이 단기 호재인 동시에, 과투자 위험과 가격 변동성 확대라는 새로운 시장 리스크로 전환 되는 과정이 지수에 반영된 것으로 볼 수 있다.

시장요인만 따로 보면, 2010년대 중반까지는 완만한 업황 사이클이 중심이었고, 2019년 메모리 가격 폭락과 2020년 공급 대란, 2024년 AI 수요 급등과 같은 수급·가격 쇼크가 있을 때만 지수가 뚜렷하게 상승한다. 정책·외교 요인이 레짐 변화를 통해 위험 수준 자체를 끌어올리는 성격이라면, 반도체 시장 요인은 특정

시점의 과잉·부족, 호황·불황 국면에서 급격한 봉우리를 만드는 방향으로 작동하는 구조라고 정리할 수 있다.

라. 거시경제 요인 시장위험지수

[그림 4-22] 거시경제 요인 시장위험지수 그래프



거시경제 요인 시장위험지수는 글로벌 경기, 수요 사이클, 금융·실물 충격과 관련된 이벤트만을 반영한 지수다. 2010년대 중반까지는 약 96~98 수준에서 좁은 범위의 변동을 반복하며 유지된다. 성장세 둔화나 환율 변동과 같은 요인은 존재하지만, 세계 경기 전반이 비교적 안정적으로 유지되던 국면이어서 지수에 뚜렷한 상향 이동은 나타나지 않는다.

2018년 미중 무역전쟁(②)이 시작되면서 흐름이 달라진다. 관세 인상과 글로벌 교역 위축 우려가 커지면서 거시경제위험지수는 기간 전체에서 가장 큰 폭으로

뛰어올라 120에 근접한 봉우리를 형성한다. 이어 2019년 메모리 가격 폭락(④)이 발생한 시점에는 IT 경기 둔화와 재고 조정이 겹치면서 반도체 업황뿐 아니라 실물 경기 둔화 우려가 확대되고, 지수는 100을 상회하는 수준으로 상승한다. 이때까지의 움직임은 주로 교역 축소와 정보통신 경기 조정 같은 완만한 경기 리스크 확대에 가깝다.

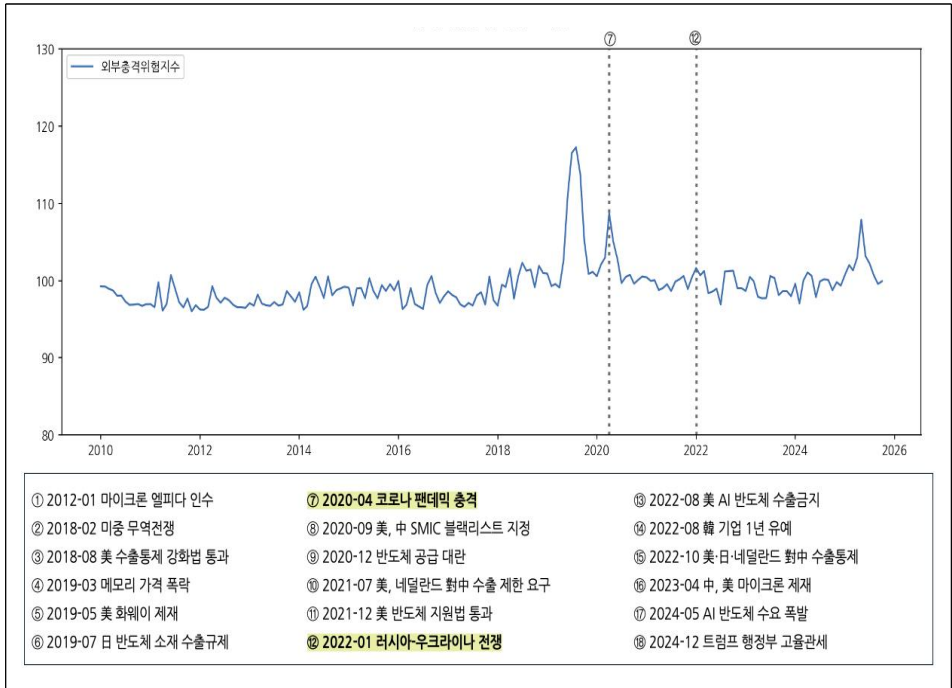
2020년 코로나19 팬데믹 충격(⑦) 이후에는 양상이 달라진다. 전 세계적인 이동 제한과 봉쇄 조치로 실물경제가 급격히 위축되면서, 지수의 기준 수준이 100 근방으로 유지된 채 하락한다. 같은 해 말 반도체 공급 대란(⑨)이 본격화되면서, 자동차·전자·통신 등 주요 산업의 생산 차질과 물가 상승 압력이 높아지고, 지수는 100을 다소 웃도는 수준에서 유지된다. 팬데믹 초기의 급락·급등이 지나간 이후 2021~2023년에는 완화적 통화·재정 정책의 효과와 공급망 혼란의 잔존이 맞물리면서, 위험지수가 약 98~101 수준에서 평균적인 레벨을 유지하는 모습이다.

2024년 AI 반도체 수요 폭발(⑰)은 단순한 산업 호황을 넘어 거시 차원의 논쟁을 동반한다. 데이터센터 투자와 전력 수요 급증이 물가와 금리 경로에 어떤 영향을 줄지에 대한 불확실성이 커지면서, 지수는 다시 110 안팎까지 상승했다가 점차 조정되는 패턴을 보인다. 2024년 말 트럼프 행정부 고율관세 정책(⑱)은 2024~2025년 구간의 위험 수준을 다시 한 단계 위쪽으로 떠받치는 역할을 한다.

거시경제 요인만 놓고 보면, 2018년 미중 무역갈등이 위험수준을 끌어올린 첫 계단이고, 2019 메모리 가격 폭락이 단기간에 가장 큰 충격을 만든 사건이다. 이후에는 통화정책 정상화, AI 투자 붐, 통상 정책 불확실성이 차례로 겹치면서 지수가 과거보다 높은 레벨에서 등락하는 구조로 바뀌어 있음을 확인할 수 있다.

마. 외부충격 요인 시장위험지수

[그림 4-23] 외부충격 요인 시장위험지수 그래프



외부충격 요인 시장위험지수는 팬데믹, 전쟁과 같이 반도체 산업 내부 요인이나 통상·정책 결정과는 구분되는, 대외적 재난·안보 사태를 별도로 추적하기 위해 구성한 지수이다. 2010년대 후반까지는 약 96~99 범위에서 움직이며 눈에 띄는 급등 구간이 거의 없다. 금융위기 이후 글로벌 경제가 회복 국면을 이어가던 시기였고, 자연재해나 지정학적 사건이 발생하더라도 반도체 산업 차원의 시스템 리스크로까지 확산된 사례가 많지 않았다는 의미에 가깝다.

외부충격 요인에서 뚜렷한 1차 분기점은 ⑦ 2020-04 코로나19 팬데믹 충격이다. WHO의 팬데믹 선언과 각국 봉쇄 조치가 집중되던 시기에 지수가 105에 근접하는 피크를 기록한다. 생산과 물류가 동시에 멈추고, 실물경제 위축과 금융시

장 변동성이 한꺼번에 확대된 결과가 반영된 것으로 볼 수 있다. 이후 방역·통화·재정 대응이 전개되면서 지수는 100 안팎 수준으로 내려오지만, 이전보다 변동 폭이 크게 남아 있는 상태가 이어진다. 팬데믹이 단발적 사건이라기보다 이후 몇 년간 공급망과 수요 구조를 흔드는 장기 외부충격으로 작용했음을 시사하는 구간이다.

⑫ 2022-01 러시아-우크라이나 전쟁은 두 번째 주요 외부충격에 해당한다. 에너지·원자재 가격 급등과 유럽 경기에 대한 불확실성이 부각되며 지수가 다시 위로 치솟지만, 팬데믹 당시 최고치에는 미치지 못하는 중간 수준의 봉우리를 형성한다. 전쟁의 영향이 특정 지역과 자원 시장에 집중된 반면, 글로벌 생산 활동 자체를 전면적으로 중단시키지는 않았기 때문으로 해석할 수 있다. 이후 2023~2025년에는 지수가 100 내외에서 재차 안정되는 모습이 나타나며, 팬데믹·전쟁과 같은 초대형 외부충격이 없는 평시에는 외부충격위험지수가 비교적 좁은 범위에서 등락한다는 점이 확인된다.

다른 요인별 지수와 견주어 보면, 외부충격 요인은 소수의 대형 사건이 짧은 기간에 높은 봉우리를 만드는 형태가 특징이다. 정책·외교 요인이 레짐 이동을 통해 위험 수준 자체를 끌어올리는 구조라면, 외부충격 요인은 팬데믹이나 전쟁과 같은 사건이 발생했을 때 단기간 급등했다가 대응정책과 시장 조정에 따라 비교적 빠르게 정상 범위로 복귀하는 패턴을 보인다.

5. 산업 내 영향력에 따른 시장위험지수

반도체 산업의 영향력을 단순히 매출 규모만으로 설명하는 데에는 근본적인 한계가 존재한다. 예컨대 Apple은 전사 매출 기준으로 세계 최대 기업에 속하지만, 실제 반도체 생산이나 장비·소재 공급에는 직접 관여하지 않으며, 설계 부문에서 조차 대부분의 제조 공정을 외부 파운드리에 위탁하고 있다. 이처럼 전사 매출 규모는 시장의 구매력이나 수요 측면을 보여줄 수 있으나, 공급망 전반에서의 기술 주도력과 수급 구조의 불안정성을 반영하기에는 부족하다. 따라서 본 연구에서는

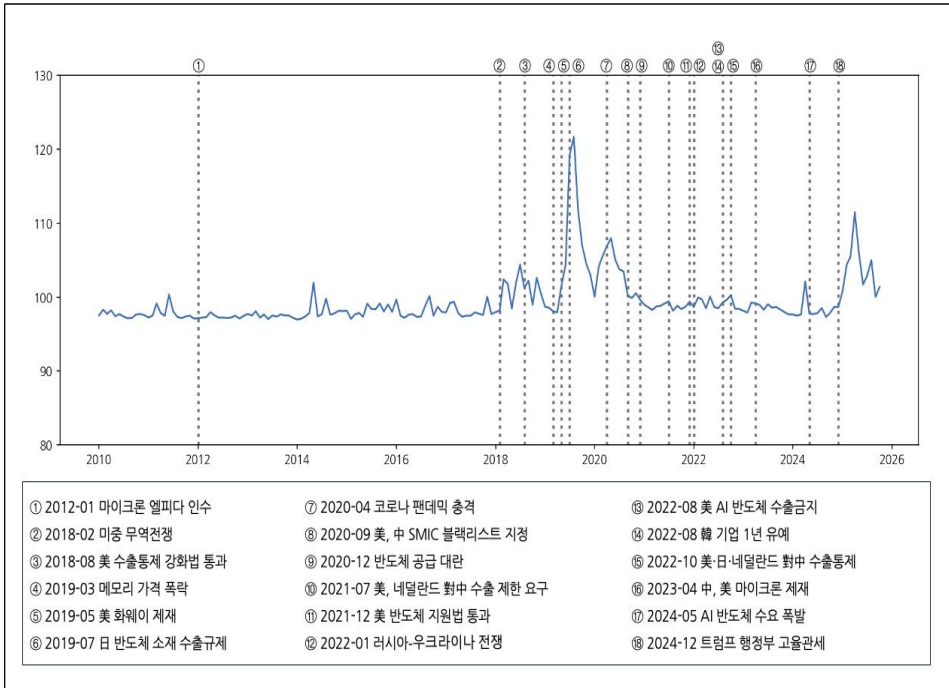
단순한 매출 상위 기업 선별 방식을 보완하여, 반도체 시장 위험을 구조적으로 설명할 수 있는 밸류체인별 대표성과 산업 내 영향력을 동시에 고려하는 접근을 택하였다.

구체적으로는 첫째, 글로벌 메모리 공급망을 좌우하는 삼성전자와 SK하이닉스를 포함하였다. 두 기업은 전 세계 DRAM과 낸드 시장에서 압도적인 점유율을 차지하며, 가격 변동성과 수급 불균형을 야기하는 핵심 주체이다. 둘째, 세계 최대 파운드리 기업인 TSMC를 선정하였다. TSMC는 선단공정에서 사실상 독점적 지위를 차지하고 있어, 글로벌 팹리스 기업들의 생산 안정성과 첨단 반도체 공급망 리스크를 직결적으로 결정한다. 셋째, 장비 부문에서는 Applied Materials (AMAT)를 대표 기업으로 포함하였다. AMAT는 전공정 장비 분야 세계 1위 기업으로, 반도체 생산능력 확대나 투자 사이클과 직접 연계되어 있으며, 장비 시장 변동성이 전체 산업 투자 리스크에 중대한 영향을 미친다. 마지막으로, 시스템 반도체 설계 부문에서는 AMD를 선정하였다. AMD는 CPU·GPU 시장에서 Intel과 NVIDIA와 더불어 주요 경쟁 구도를 형성하며, 특히 데이터센터 및 AI 반도체 수요 급증 국면에서 글로벌 수급 구조에 변화를 주도하고 있다.

이와 같은 기준에 따라 선정된 5개 기업(삼성전자, SK하이닉스, TSMC, AMAT, AMD)은 단순한 매출 규모를 넘어 반도체 산업 내 각기 다른 밸류체인과 세그먼트를 대표하면서 동시에 시장 전반의 위험 구조를 형성하는 주축으로 평가된다. 따라서 이들을 중심으로 산출된 지수는 특정 기업 기사에 대한 편향을 줄이는 동시에, 산업 구조적 리스크를 보다 정교하게 반영할 수 있는 분석 도구로 기능한다.

가. 산업 내 영향력 상위 5대 기업의 시장위험지수

[그림 4-24] 산업 내 영향력 상위 5대 기업의 시장위험지수 그래프



산업 내 영향력 상위 5개 기업(삼성전자, SK하이닉스, TSMC, AMAT, AMD)을 대상으로 산출한 시장위험지수는 메모리·파운드리·장비·시스템 설계라는 핵심 밸류체인을 중심으로 위험이 어떻게 누적·확대되는지를 보여주는 지표이다. [그림 4-24]은 이 지수를 시간의 흐름에 따라 나타낸 그래프로, 2010년대 중반까지 지수는 대체로 95~98 수준에서 움직이며, ① 2012-01 마이크론의 엘피다 인수와 같은 개별 기업 차원의 구조조정 이슈가 있더라도 변동 폭은 크지 않았다.

양상이 바뀌는 시점은 ② 2018-02 미중 무역전쟁 이후이다. 관세 분쟁과 기술 갈등이 본격화되면서 지수 수준이 100 이상으로 올라가고, 월별 변동도 눈에 띄게 커진다. 이어 ③ 미국 수출통제 강화법 통과, ④ 2019-03 메모리 가격 폭락,

⑤ 2019-05 화웨이 제재, ⑥ 2019-07 일본의 반도체 소재 수출규제가 짧은 시간에 연속적으로 발생한 2019년에는 약 120까지 치솟는 최고 봉우리가 나타난다. 상위 5개 기업이 모두 공급과 수요, 가격, 제재 리스크에 동시에 노출된 시기라고 볼 수 있다.

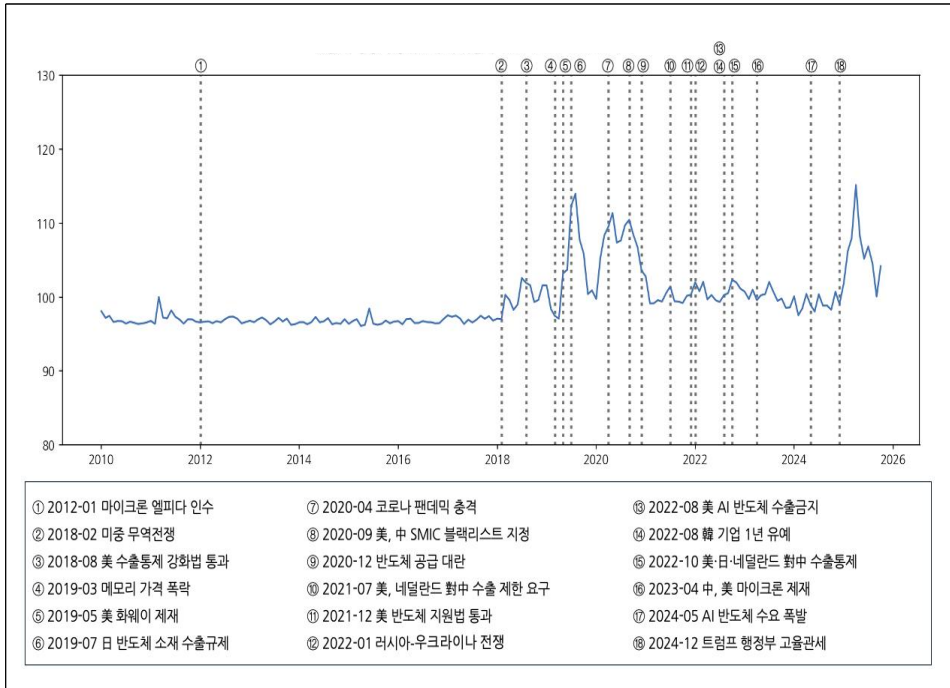
코로나19 팬데믹(⑦)과 반도체 공급 대란(⑨)이 전개되던 2020년 전후에는 지수가 105 안팎에서 두 번째 고점을 형성한 뒤 점차 100 근처로 내려온다. 생산 차질과 수요 급변이 컸던 구간이지만, 2019년처럼 메모리 가격 붕괴와 소재·수출 규제가 한꺼번에 겹친 상황보다는 강도가 낮게 반영된 것으로 해석된다. 이후 2021~2023년에는 미·중 기술 갈등, 對中 수출통제, 미국 반도체 지원법 등 굵직한 정책·외교 이벤트가 이어지지만, 상위 5개사 기준 지수는 대체로 98~101 범위에서 움직이며 비교적 완만한 흐름을 보인다.

최근에는 ⑰ 2024-05 AI 반도체 수요 폭발 이후 지수가 다시 110 전후까지 상승했다가 조정을 받는 모습이 나타난다. 고성능 메모리와 AI용 GPU·가속기 수요가 급증하면서 메모리·파운드리·장비·설계 전반에 투자와 수급 불확실성이 동시에 커진 결과로 볼 수 있다. ⑱ 2024-12 트럼프 행정부 고율관세 정책이 더해지는 2024년 말 이후에도 지수가 100 이상에서 유지되고 있어, 향후 통상정책 변화가 이들 기업을 거쳐 산업 전반의 위험을 다시 키울 수 있는 여지가 남아 있음을 보여준다.

상위 5개 기업만을 대상으로 계산한 지수임에도, 최고치 시점과 큰 폭의 변동 구간이 종합시장위험지수와 거의 일치한다는 점이 특징이다. 핵심 밸류체인을 대표하는 소수 기업의 동향이 곧 반도체 산업 전체의 위험 구조와 밀접하게 연결되어 있다는 점을 시사하는 결과라 할 수 있다.

나. 산업 내 영향력 상위 5대 외 기업의 시장위험지수

[그림 4-25] 산업 내 영향력 상위 5대 외 기업의 시장위험지수 그래프



산업 내 영향력 상위 5개사를 제외한 기업군의 시장위험지수는, 큰 흐름에서는 앞서 본 상위 5개사 지수와 같은 시점에 요동하지만, 강도와 파급 방식에서 차이가 나타난다. 2010년대 중반까지는 두 지수 모두 95~98 수준에서 안정되어 있고, 2018년 미·중 무역전쟁 이후 100 안팎으로 올라선 점도 동일하다. 다만 2019년 메모리 가격 폭락·화웨이 제재·일본 소재 수출규제가 겹친 시기의 최고치는 상위 5개사가 약 120 수준까지 치솟은 데 비해, 나머지 기업군은 110을 조금 넘는 정도에 그친다. 공급과 가격 충격이 핵심 메모리·파운드리·장비 업체에 먼저 집중되고, 중견·후발 기업에는 상대적으로 완화된 형태로 전달된 결과로 볼 수 있다.

코로나19 팬데믹과 반도체 공급 대란이 전개된 2020년 전후에는 두 지수의 격차가 크게 줄어든다. 생산 차질과 수요 급변이 전 밸류체인으로 확산되면서, 상위 5개사 외 기업들의 지수도 110에 근접한 수준까지 올라간다. 이후 2021~2023년에는 두 지수 모두 100 안팎에서 움직이지만, 상위 5개사 지수가 정책·제재 이벤트에 조금 더 민감하게 반응하는 반면, 기타 기업군 지수는 봉우리와 바닥이 다소 완만하다.

2024년의 AI 반도체 수요 폭발과 같은 수요·투자 충격에서는 두 지수가 거의 같은 패턴으로 상승한다. 상위 5개사 외 기업 지수 역시 110을 상회하는 봉우리가 형성되어, AI 투자 확대가 핵심 업체를 넘어 중견·후발 설계·부품 업체까지 동시에 위협과 기회를 가져오는 국면임을 보여준다. 요약하면, 상위 5개사 지수는 충격의 선행 지표 역할을 하면서 변동 폭이 더 크고, 나머지 기업 지수는 그 충격이 산업 전반으로 확산될 때 강도가 비슷한 수준까지 따라붙는 구조로 해석할 수 있다.

6. 기업 기사량에 따른 시장위험지수

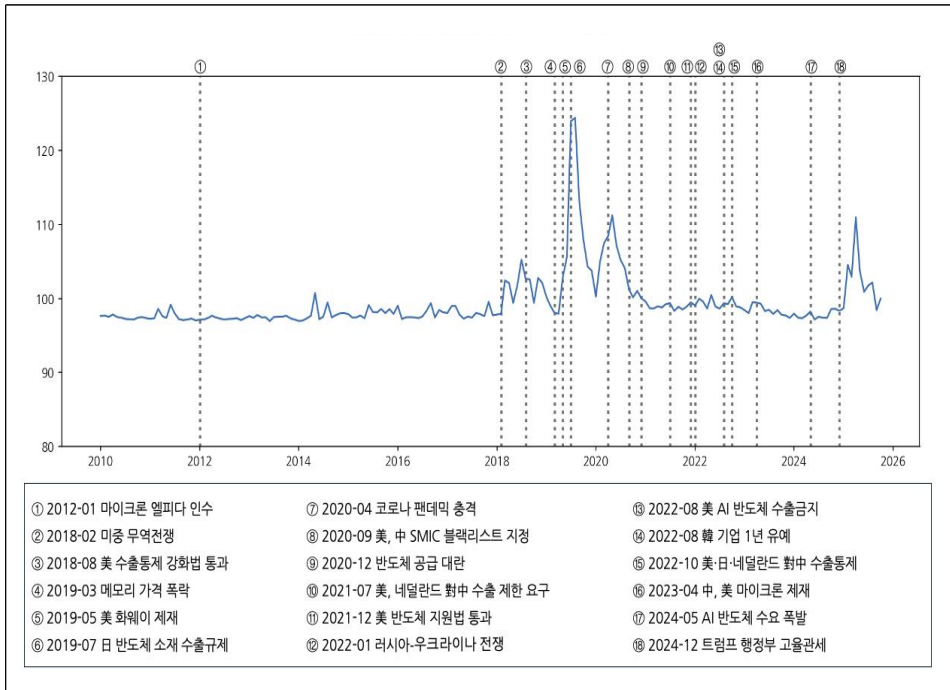
시장위험지수는 특정 기업 관련 보도에 과도하게 반응할 수 있다는 잠재적 한계를 가진다. 예를 들어 일부 대기업은 보도량이 압도적으로 많아 전체 지수 변동을 좌우할 가능성이 있다. 따라서 지수가 특정 기업 뉴스에 편향되지 않고, 산업 전반의 위험 요인을 균형 있게 반영하는지 점검할 필요가 있다. 이를 위해 기사량을 기준으로 한 분류 체계를 도입하였다.

구체적으로는 분석 기간 동안 기사에 가장 많이 등장한 상위 5개 기업(삼성전자, SK하이닉스, Apple, 인텔, Qualcomm)을 ‘기사 수 상위 5대 기업군’으로 정의하였다. 이들은 한국 및 글로벌 반도체 시장에서 높은 주목도를 가진 기업으로, 시장위험지수 산출 시 상대적 영향력이 클 것으로 예상된다. 반면, 나머지 기업들은 ‘기사 수 상위 5대 외 기업군’으로 묶어 비교 분석하였다.

이와 같은 기준에 따라 전체 데이터를 두 집단으로 구분하였다. 첫째, 기사량 상위 5대 기업군에 속하는 기사, 둘째, 이 외의 기업군이다. 각 집단별 기사에 기반하여 시장위험지수를 산출하고 그 변동성을 비교함으로써 지수가 특정 대기업 기사에 과도하게 민감하지 않은지를 검증하였다. 이를 통해 지수의 대표성과 균형성을 보완하고, 산업 내 다양한 위험 요인을 반영할 수 있도록 하였다.

가. 기사 수 상위 5대 기업의 시장위험지수

[그림 4-26] 기사 수 상위 5대 기업의 시장위험지수 그래프



[그림 4-26]는 기사 수 상위 5대 기업(삼성전자, SK하이닉스, Apple, 인텔, Qualcomm)만을 대상으로 산출한 시장위험지수의 추이를 보여준다. 2010년대 중반까지는 96~98 수준의 좁은 범위에서 움직이며, 개별 기업 실적 변동이나 제품 출시와 같은 사건이 있더라도 지수 변화는 제한적이다. ① 2012-01 마이크로

의 엘피다 인수 시점에도 특별한 변동은 나타나지 않는다.

2018년 이후부터 흐름이 달라진다. 미·중 무역전쟁(②)과 미국 수출통제 강화법(③) 이후 지수가 100 안팎으로 올라가고, 변동 폭도 커진다. 2019년에는 메모리 가격 폭락(④), 화웨이 제재(⑤), 일본 소재 수출규제(⑥)가 짧은 간격으로 겹치면서, 5대 기업 관련 지수가 약 125 수준까지 치솟는다. 앞서 본 산업 내 영향력 상위 5대 기업 지수보다 피크 높이가 조금 더 큰데, 삼성전자·SK하이닉스뿐 아니라 Apple·인텔·Qualcomm 관련 보도가 대량으로 쏟아지면서 위험 신호가 집중 반영된 결과로 볼 수 있다.

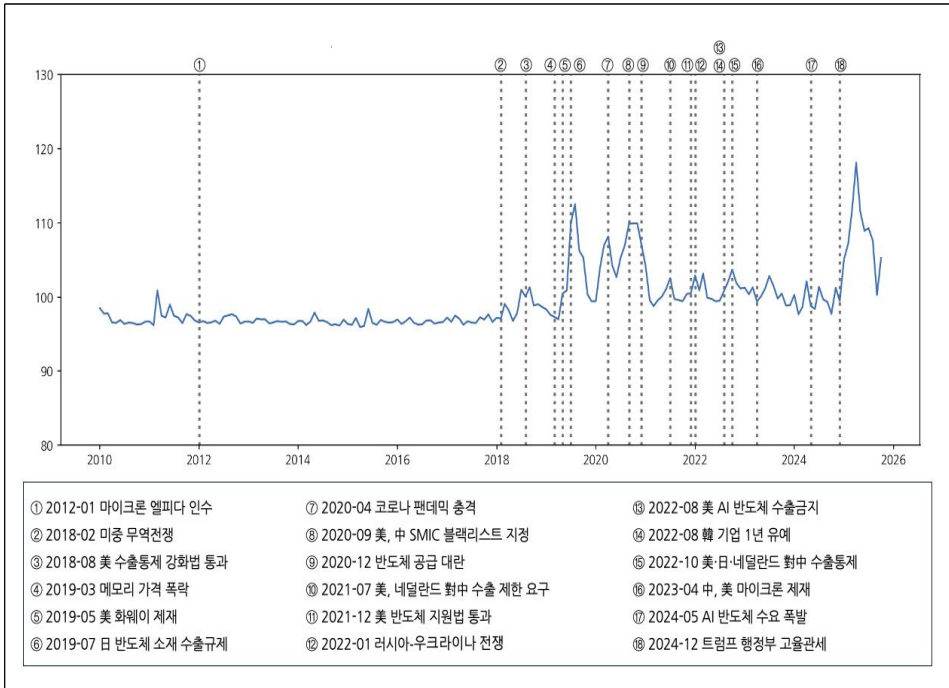
코로나19 팬데믹(⑦)과 반도체 공급 대란(⑧)이 진행되던 구간에서는 110 전후의 두 번째 봉우리가 나타난 뒤, 2021~2023년 동안 다시 98~100 수준으로 수렴한다. 이 부분은 전체 시장위험지수나 영향력 상위 5대 기업 지수와 유사한 패턴이다. 정책·외교 이벤트(⑩~⑬)가 이어지는 동안에도 기사 수 상위 기업군 지수는 비교적 안정적으로 유지되어, 대형 기업 뉴스가 모든 정책 리스크를 과장되게 끌어올린다고 보긴 어렵다.

AI 반도체 수요 폭발(⑭) 이후에는 다시 강한 반응이 나타난다. 데이터센터·모바일 수요 전망과 고성능 칩 경쟁 구도가 겹치면서 110 안팎까지 상승했다가 서서히 하향 조정되는 모양이다. 트럼프 행정부 고율관세 시나리오(⑮)가 더해지는 2024년 말 이후에도 100 수준을 약간 웃도는 상태가 유지된다.

기사 수 기준 상위 5개 기업만을 사용해 지수를 계산해도 피크 시점과 큰 흐름은 종합시장위험지수와 거의 동일하게 나타난다. 일부 구간에서 진폭이 더 크긴 하지만, 특정 대기업 보도 때문에 지수 전체가 왜곡될 정도의 편향은 크지 않다는 점을 시사한다. 이는 기사량 기준 분류가 지수의 기업 편중 가능성을 점검하는 장치로 적절하게 기능하고 있음을 보여준다.

나. 기사 수 상위 5대 외 기업의 시장위험지수

[그림 4-27] 기사 수 상위 5대 외 기업의 시장위험지수 그래프



기사 수 상위 5대 기업을 제외한 기업군에 대해서만 위험지수를 산출한 결과인 [그림 4-27]은, 앞서 살펴본 기사 수 상위 5대 기업 지수 [그림 4-28]과 몇 가지 뚜렷한 차이를 보여준다.

먼저 전체 수준부터 보면, 2010년대 중반까지는 약 96~97 부근에서 움직이며 큰 변화가 없다. ① 2012년 마이크론-엘피다 인수나 개별 기업 이슈가 등장해도 지수는 일시적인 작은 돌출만 남긴다. 이 시기까지는 중견·후발 업체를 겨냥한 구조적 충격이 거의 없었다고 해석할 수 있다. 변동이 커지는 시점은 미중 무역전쟁(②) 이후다. 2018~2019년에 걸쳐 미·중 갈등, 메모리 가격 폭락(④), 화웨이 제재(⑤), 일본 소재 수출규제(⑥)가 이어지면서 지수는 100을 넘어서 약 108~110

수준까지 올라간다. 다만 같은 기간 기사 수 상위 5대 기업 지수가 120대 중반까지 치솟았던 것과 비교하면, 충격의 크기는 한 단계 낮다. 가격·제재 이슈의 직접적인 타격이 삼성전자·SK하이닉스·글로벌 대형 팹리스에 먼저 집중되고, 기타 기업군에는 완화된 형태로 전달된 결과로 볼 수 있다.

코로나19 팬데믹(⑦)과 반도체 공급 대란(⑨)이 발생한 2020년 전후에도 비슷한 양상이 이어진다. 이 지수 역시 110 내외까지 상승하지만, 최고 수준은 여전히 2019년 국면과 큰 차이가 없다. 상위 5대 기업 지수에서 보였던 2019년 1차 피크, 2020년 2차 피크 구조가 기타 기업군 지수에서는 상대적으로 덜 뚜렷하게 나타난다.

눈에 띄는 차이는 2024~2025년 구간이다. AI 반도체 수요 폭발(⑰) 이후 지수가 빠르게 상승해 2025년 초에 이르러 약 115 전후의 최고치를 기록한다. 이어서 2024-12 트럼프 행정부 고율관세 정책(⑱)이 겹치면서 높은 수준이 조금 더 유지된다. 이 구간의 봉우리는 2019·2020년보다 분명히 높고, 이 지수에서 관측되는 절대 최댓값이다. 앞선 상위 5대 기업 지수에서 최대 피크가 2019년에 위치했던 것과 대조적이다.

기사 수 상위 5대 기업 지수는 2019년 메모리·제재 쇼크에서 가장 크게 반응했고, 팬데믹·공급 대란이 그다음이었다. 반면 상위 5대 외 기업 지수에서는 2019·2020년 충격이 상대적으로 제한적인 반면, 2024~2025년 AI 투자 확대와 고율관세 가능성이 결합된 국면에서 위험이 가장 크게 부각된다. 초기의 가격·제재 충격은 핵심 대기업에 더 집중된 반면, 최근의 AI 수요와 통상 불확실성은 중견·후발 기업까지 폭넓게 영향을 미치는 요인으로 인식되고 있다는 점이 이 비교를 통해 드러난다.

제 5 절 반도체 분야 산업별 시장위험지수 결과

산업별 시장위험지수를 산출하기 위하여 산업 분류는 뉴스 기사 내 등장한 기업 키워드를 기반으로 하였으며, 해당 기업의 산업군은 한국표준산업분류(KSIC) 기준을 적용하였다. 분석 대상은 기업 수 기준 상위 5개 산업군에 해당하는 중분류 군이며, △전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업, △도매 및 상품 증개업, △기타 기계 및 장비 제조업, △화학 물질 및 화학제품 제조업, △소매업(자동차 제외) 등이 포함된다.

이 중 특히 ‘전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업’은 반도체 공급망 핵심 기업들이 다수 속해 있는 산업군으로, 반도체 시장위험지수와 밀접한 연관성을 가진다. 이에 따라 본 산업군에 대해서는 소분류 및 세분류 수준까지 구분하여 추가 분석을 수행하였다. 예컨대 소분류 단계에서는 △반도체 제조업, △컴퓨터 및 주변 장치 제조업, △통신 및 방송장비 제조업, △영상 및 음향 기기 제조업, △전자부품 제조업 등이 포함된다(전자부품 제조업은 기사 수가 너무 적어 분석 결과에서 생략한다).

이러한 산업별 지수 분석은 반도체 시장위험이 특정 산업군에 집중되는 경향을 포착하거나, 산업 간 리스크 전이 및 확산 구조를 식별하는 데 활용될 수 있다. 따라서 단순히 개별 기업 단위 분석을 넘어, 산업 생태계 차원에서 리스크를 관찰하고 정책적·전략적 대응의 근거를 마련하는 데 중요한 의미를 가진다.

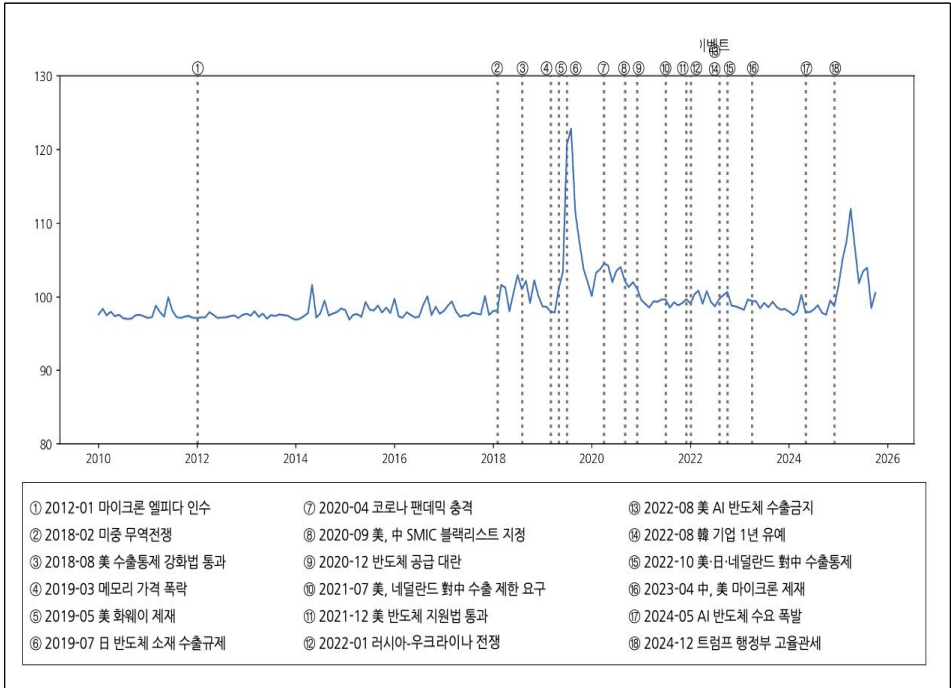
1. 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업 산업

가. 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업 산업 시장위험지수

〈표 4-16〉 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업 산업에 해당하는 기업

중분류	소분류	세분류	기업 수	해당 기업	
전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	반도체 제조업	다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업	61	AMAT, AMD 네오셈, 네패스, 넥스틴, 디아이, 리노공업, 미코, 비씨엔씨, 샘씨엔에스, 시그네틱스, 싸이맥스, 씨앤지하이테크, 아나패스, 어보브반도체, 에이디테크놀로지, 에이퍼티씨, 에프에스티, 엑시콘, 엘비루셈, 엘비세미콘, 엠케이전자, 에스티, 오션브릿지, 와이아이케이, 원익홀딩스, 원익IPS, 월텍스, 유니셈, 제우스, 제주반도체, 주성엔지니어링, 칩본드, 코미코, 타이거일렉, 테이팩스, 테크윙, 티에스이, 피델릭스, 픽셀플러스, 하나마이크론, 하나머티리얼즈, 한미반도체, 한양디지텍, Advantest, AMAT, AMD, Amkor, AP시스템, DuPont, Global Wafers, GlobalFoundries, HOYA, ISC, LX세미콘, MECARO, On Semiconductor, S&S Tech, SFA반도체, SK실트론, TEL, TOL, Tosoh	
		전자집적회로 제조업	9	칩모스, KYEC, SK하이닉스, SMIC, SPIL, SUMCO, TSHT, TSMC, UMC	
	컴퓨터 및 주변 장치 제조업	기억 장치 및 주변 기기 제조업	2	Novatek, Powertech	
		컴퓨터 제조업	1	코아시아	
	통신 및 방송장비 제조업	유선 통신장비 제조업	2	텔레칩스, ASE	
	영상 및 음향 기기 제조업	텔레비전, 비디오 및 기타 영상 기기 제조업	1	삼성전자	
	전자 부품 제조업	기타 전자 부품 제조업	1	SCK솔믹스	
	합계			77	

[그림 4-28] 산업 중분류: 전자 부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업의 시장위험지수 그래프



전자 부품·컴퓨터·영상·음향 및 통신장비 제조업은 <표 4-16>에서 보듯이 AMAT, AMD, TSMC, SK하이닉스, 삼성전자, ASE, SPIL, SUMCO, TEL 등 반도체 제조·장비·패키징·전자부품 기업이 폭넓게 포함된 집단이다. 반도체 공정과 소재·장비, 패키징, 완제품 제조가 한 산업군 안에 묶여 있기 때문에 이 산업별 위험지수는 사실상 반도체 밸류체인 전반의 온도계를 보는 것에 가깝다.

그래프를 보면 2010년대 중반까지 지수는 96~98 수준에서 움직인다. 마이크로론의 엘피다 인수(①)는 메모리 산업 재편이라는 의미가 있으나, 당시에는 한국·대만·미국에 분산된 업체들이 동시다발적으로 충격을 받는 단계는 아니었기 때문에, 이 산업군 전체 지수에는 작은 돌출만 남는다.

위험 수준이 눈에 띄게 높아지는 시점은 미중 무역전쟁(②)과 미국 수출통제 강

화법(③) 이후다. 반도체 제조·장비·패키징 기업 상당수가 대중국 수출과 팹 투자에 의존하고 있기 때문에, 관세·수출규제 논의가 본격화될 때부터 지수가 100 안팎으로 올라선다. 이어 2019년 메모리 가격 폭락(④), 화웨이 제재(⑤), 일본의 반도체 소재 수출규제(⑥)가 짧은 간격으로 이어지는 구간에서 약 125 수준의 최대 피크가 형성된다. 이 산업군에는 삼성전자·SK하이닉스·TSMC·SMIC 같은 메모리·파운드리 업체와 AMAT, TEL 등 장비업체, SUMCO·DuPont Wafer 등 소재업체가 한꺼번에 포함되어 있어, 가격 붕괴·수출규제·고객사 제재가 동시에 겹칠 때 충격이 가장 크게 증폭되는 구조가 드러난다.

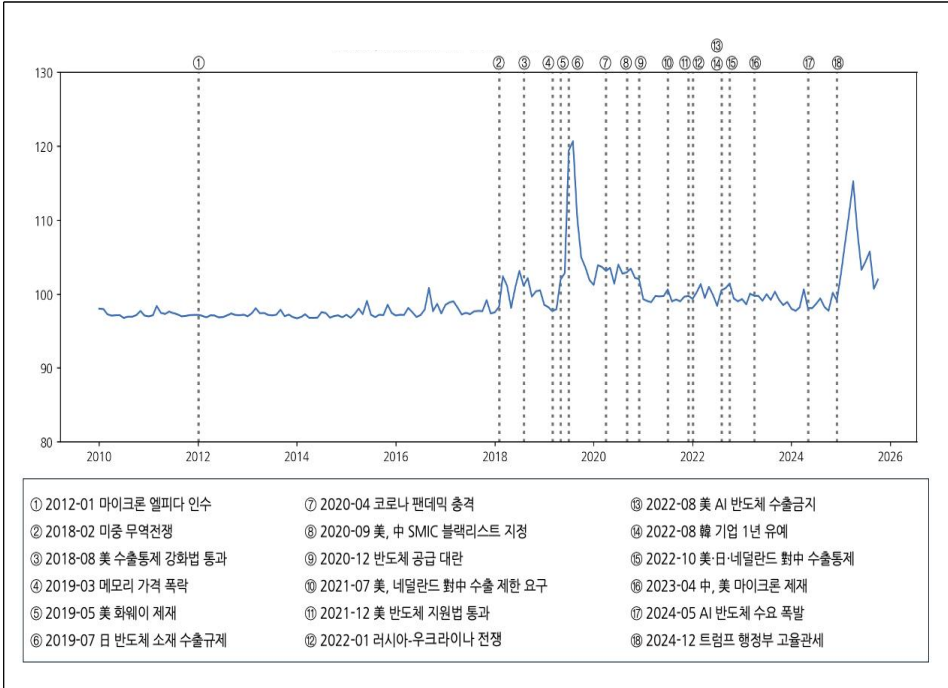
코로나19 팬데믹(⑦)과 반도체 공급 대란(⑧) 시기에 최대치는 2019년보다 낮지만, 105 내외의 두 번째 봉우리가 나타난다. 전 세계에서 생산 차질과 수요 급변이 발생하면서, 웨이퍼·장비·패키징·완제품까지 줄줄이 영향을 받은 결과로 해석할 수 있다. 이후 2021~2023년에는 미국 반도체 지원법, 對中 수출통제, 중국의 마이크론 제재(⑩~⑬)와 같은 정책·외교 이슈가 이어지지만, 지수는 98~101 정도의 비교적 좁은 범위에서 움직인다. 수출 규제와 인센티브 정책이 상시적 환경으로 자리 잡으면서 산업 전반이 일정 수준의 긴장을 유지하되 추가적인 급등은 제한된 구간이다.

AI 반도체 수요 폭발(⑭) 이후에는 다시 큰 반응이 나타난다. AMD, NVIDIA와 경쟁하는 고성능 칩 설계사와 이들의 제품을 생산하는 TSMC, 메모리 공급사, 전 공정 장비업체 등이 모두 이 산업군에 포함되기 때문에, AI용 서버·데이터센터 투자 확대가 직접적인 수요 증가와 설비투자 사이클로 이어진다. 그래프상에서 2024~2025년 초 약 110 정도의 봉우리가 형성됐다가 점차 하향 조정되는 모습이 이 구간에 해당한다.

이 산업별 지수는 반도체 종합위험지수와 피크 시점과 흐름이 거의 일치한다. 이는 시장에서 관찰되는 반도체 관련 위험의 상당 부분이 바로 이 산업군에 속한 기업들을 통해 형성·전파된다는 뜻이며, 정책·외교·거시 충격이 실제 생산·투자·수급 불안정으로 번지는 통로가 어디인지 보여주는 지표로 해석할 수 있다.

나. 산업 소분류 기준 - 반도체 제조업

[그림 4-29] 산업 소분류: 반도체 제조업의 시장위험지수 그래프



반도체 제조업을 대상으로 한 위험지수는, 전체 전자 부품·컴퓨터·통신장비 제조업 지수와 매우 비슷한 흐름을 보이면서도, 반도체 공급망에 직접 타격이 들어올 때 가장 민감하게 반응한다는 점이 특징이다.

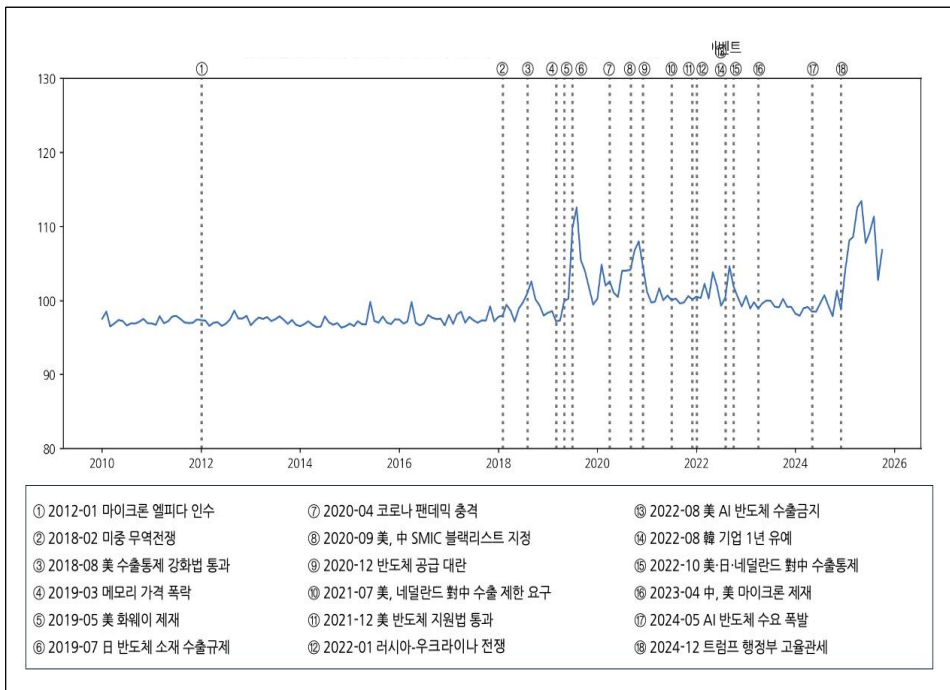
그래프를 보면 2010년대 중반까지는 96~98 수준에서 거의 평탄하게 유지되다가 미중 무역갈등이 본격화된 2018년 이후 지수가 100선을 넘어선다. 2019년 메모리 가격 폭락(④), 화웨이 제재(⑤), 일본 소재 수출규제(⑥)가 겹친 구간에서 약 120에 근접하는 최대 봉우리가 나타나는데, 이는 TSMC·SK하이닉스·Global Foundries·SUMCO·TEL 등 웨이퍼·공정·후공정 전 단계에 걸친 기업들이 이 소분류에 집중되어 있기 때문이다.

이후 2021~2023년에는 99~101 수준에서 비교적 안정된 움직임을 보인다. AI 반도체 수요가 폭발한 2024년(17) 이후에는 다시 지수가 빠르게 상승해 110 수준의 봉우리가 한 차례 더 형성되는데, 이는 고성능 메모리·파운드리·패키징 설비 투자 확대가 이 소분류 기업들에 직접적인 수요·공급 리스크로 작용하고 있음을 시사한다.

반도체 제조업 지수는 ① 2019년 가격·제재·소재 규제가 겹친 시기, ② 2020년 팬데믹·공급 대란, ③ 2024년 AI 수요 급증 세 구간에서 뚜렷한 고점을 보이며, 반도체 생산 능력과 직결되는 충격에 가장 예민하게 반응하는 지표로 해석할 수 있다.

1) 세분류 ①: 다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업

[그림 4-30] 산업 세분류: 다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업의 시장위험지수 그래프



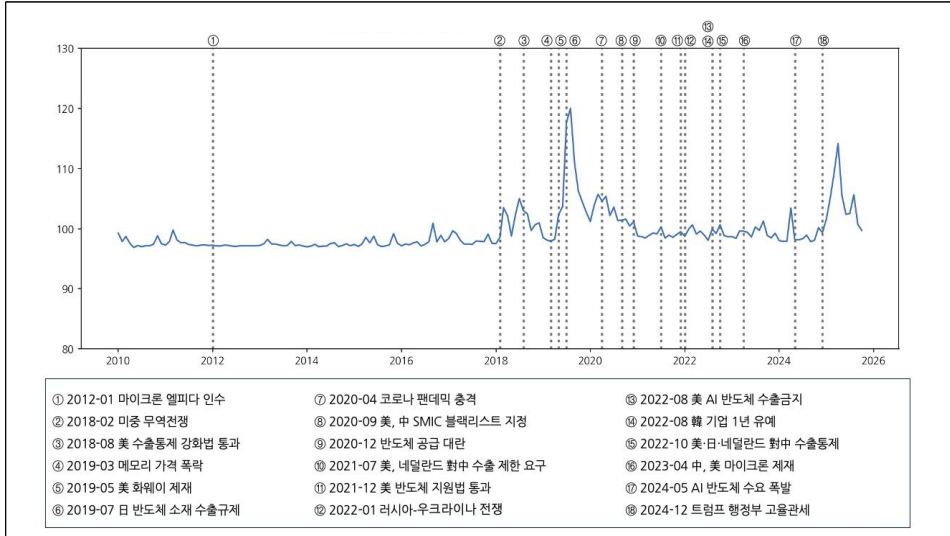
다이오드, 트랜지스터 및 유사 반도체 소자 제조업의 위험지수는 전체 반도체 제조업 지수보다 변동 폭이 한 단계 작다는 점이 특징이다. 2010년대 중반까지는

97 전후에서 거의 수평을 이루고, 미중 무역갈등과 메모리 가격 폭락, 화웨이·일본 규제(②~⑥) 구간에도 100 안팎의 완만한 상승만 나타난다.

큰 변동은 코로나19 팬데믹과 공급 대란(⑦, ⑨) 시기에 집중된다. 이때 지수는 110 부근까지 올라가며, 자동차·산업용 전력반도체 등 범용 소자 수급이 흔들린 영향이 상대적으로 크게 드러난다. 이후 2021~2023년에는 100 안팎으로 다시 안정되었다가, AI 반도체 수요 확대와 고율관세 시나리오(⑰, ⑱)가 겹치는 2024~2025년에 또 한 차례 110 내외의 봉우리가 형성된다. 전체 메모리·파운드리보다 충격은 완만하지만, 글로벌 경기·수요 사이클과 통상 환경 변화에는 꾸준히 반응하는 세부 산업군이라는 점이 확인된다.

나. 세분류 ②: 전자집적회로 제조업

[그림 4-31] 산업 세분류: 전자집적회로 제조업의 시장위험지수 그래프



전자집적회로 제조업의 위험지수는 반도체 제조업 전체와 비슷한 패턴을 보이지만 수요·공급 충격이 클 때 상대적으로 더 크게 흔들린다는 특징이 있다. 2010년대 중반까지는 97 안팎에서 거의 변화가 없고, 미중 무역갈등과 메모리 가격

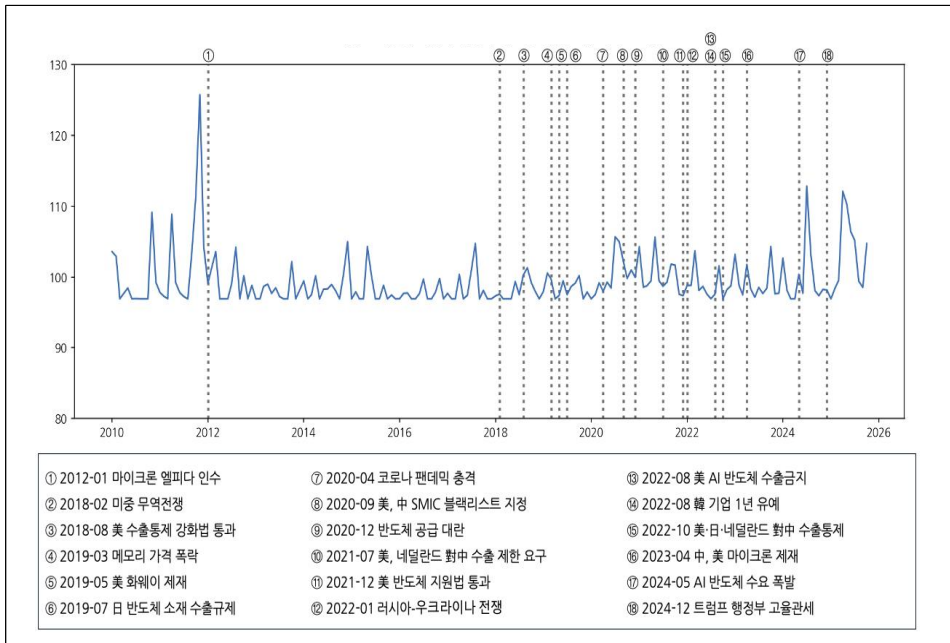
조정(②~④) 구간에도 100 부근의 완만한 상승에 그친다.

반면 2019년 화웨이 제재·일본 소재 규제(⑤, ⑥) 시기에 약 120 수준까지 치솟는 가장 큰 봉우리가 형성된다. 파운드리·패키징 용량에 직접 의존하는 팹리스·시스템 IC 업체들이 이 세부 산업에 집중되어 있어, 생산 차질과 수급 불안에 민감하게 반응한 결과로 볼 수 있다.

이후 2021~2023년에는 99~101 수준에서 비교적 안정적인 흐름을 유지하다가 AI 반도체 수요 확대와 통상 불확실성이 겹친 2024~2025년(⑰, ⑱)에 약 110 내외의 두 번째 고점이 한 차례 나타난다. 즉, 전자집적회로 제조업 지수는 ① 팬데믹·공급 대란, ② 최근 AI 수요·관세 리스크 두 구간에서 뚜렷한 상향 반응을 보이며, 시스템 반도체 공급망의 취약 구간을 잘 드러내는 세부 지표라고 정리할 수 있다.

다. 산업 소분류 기준 - 컴퓨터 및 주변 장치 제조업

[그림 4-32] 산업 소분류: 컴퓨터 및 주변 장치 제조업의 시장위험지수 그래프



컴퓨터 및 주변 장치 제조업 위험지수는 표본 기업 수와 기사 수가 적어서 다른 지표처럼 매달 부드럽게 이어지는 곡선이라기보다는 값이 잡힌 달만 번쩍 튀는 스파이크형 패턴이 중심이다. 가장 큰 스파이크는 2011년 후반에 나타난다. 125 전후까지 치솟았다가 바로 다시 100 근처로 떨어지는데, 이후 구간과 달리 특정 거시·정책 이벤트와 맞물려 있지 않고, 개별 기업 관련 이슈가 일시적으로 기사에 집중된 결과로 보는 편이 자연스럽다.

2012년 이후부터는 대체로 97~100 수준을 중심으로 움직이면서, 몇 달 간격으로 100을 조금 넘는 짧은 봉우리가 반복된다. 2018~2020년(②~⑨) 구간에도 미중 무역갈등, 메모리 가격 조정, 화웨이 제재, 팬데믹·공급대란 등이 있었지만, 이 지수에서는 103~105 정도의 작은 스파이크들이 간헐적으로 나타나는 정도에 그친다.

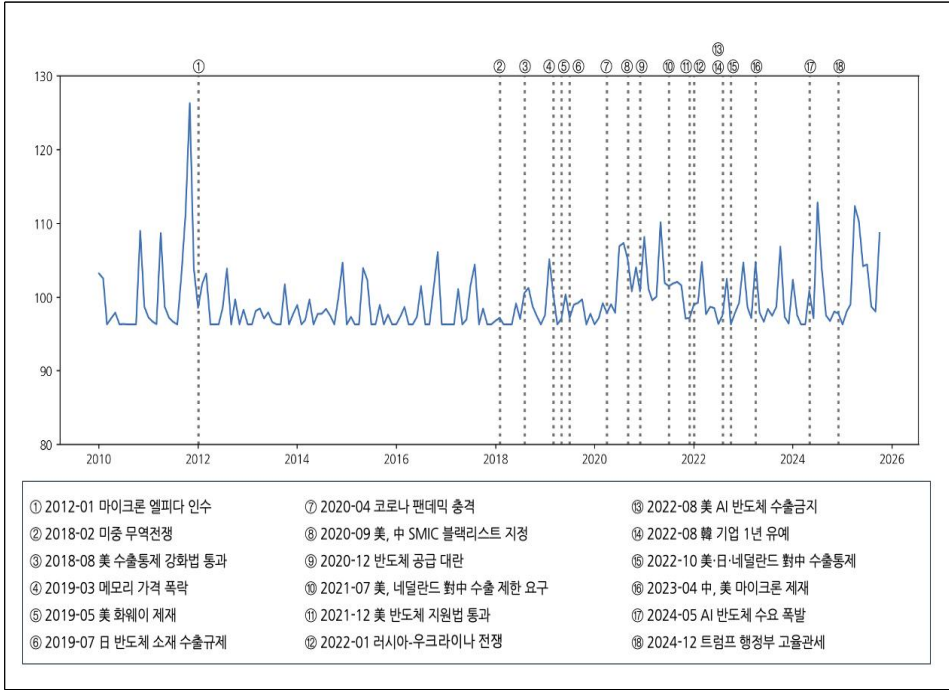
최근 2024~2025년 초반(⑰, ⑱ 인근)에는 110을 넘는 비교적 큰 봉우리가 한 두 차례 관찰되지만, 그 사이 월에는 다시 98~100 수준으로 돌아가는 패턴이 반복된다. AI 수요나 관세 논의가 있을 때 관련 기사 수가 순간적으로 늘어나긴 하지만, 지속적으로 높은 위험 수준이 유지된다기보다는 이슈가 있는 달만 짧게 포착되는 구조다.

1) 세분류 ①: 기억 장치 및 주변 기기 제조업

기억 장치 및 주변 기기 제조업(Novatek, Powertech) 지수 역시 표본과 기사 수가 적어 연속적인 추세라기보다 특정 달에만 값이 튀는 스파이크형 패턴을 보인다.

[그림 4-33]의 그래프를 보면, 가장 큰 봉우리는 2011년 말에 나타나 120 중반까지 올라가며, 개별 기업 이슈가 일시적으로 집중 보도된 영향으로 해석하는 편이 자연스럽다. 이후 2018~2020년 미중 갈등·팬데믹·공급대란 구간에는 100~110 사이의 작은 스파이크들이 간헐적으로 반복되지만, 수준 자체가 크게 달라지는 않는다. 2022년 이후 AI 수요와 수출통제 이슈가 이어지는 시기에도 비슷한 형태의 단기 급등만 관찰되며, 몇 달 후면 다시 98~100 근처로 돌아가는 모습이다.

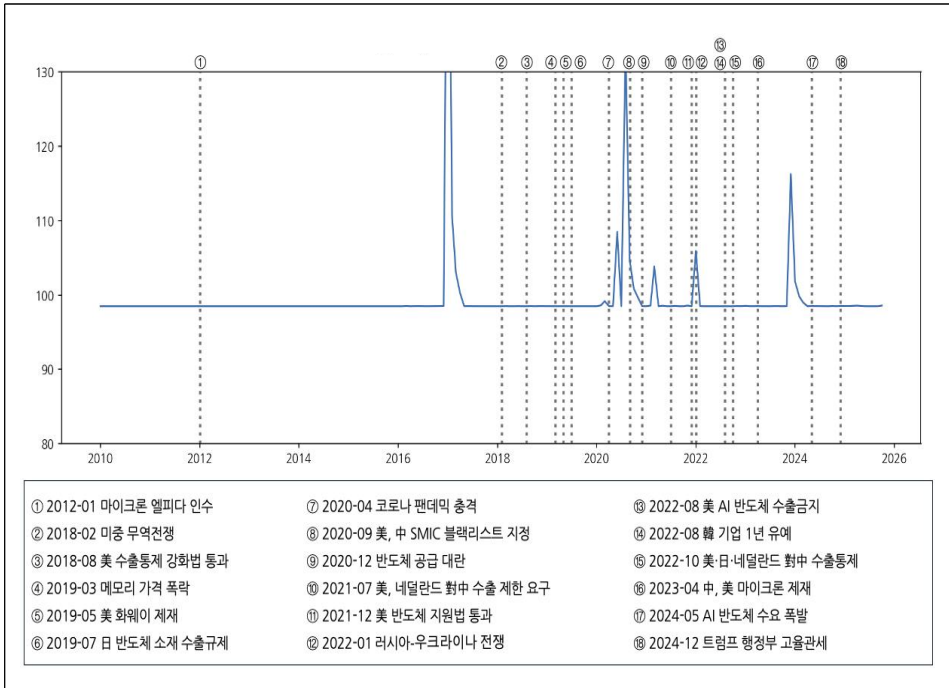
[그림 4-33] 산업 세분류: 기억 장치 및 주변 기기 제조업의 시장위험지수 그래프



이 지수는 지속적인 위험 레벨 변화보다는 메모리 모듈·스토리지 주변기기 업체에서 의미 있는 뉴스가 드물게 터지는 시점을 보여주는 보조 신호 정도로 보는 것이 적절하다.

2) 세분류 ②: 컴퓨터 제조업

[그림 4-34] 산업 세분류: 컴퓨터 제조업의 시장위험지수 그래프



컴퓨터 제조업 지수는 표본 기업이 코아시아 한 곳뿐이라, 대부분의 기간 동안 기준값인 99 수준에서 거의 수평으로 유지된다. 2017년 전후로 한 번, 2020년 말(⑧ 인근)과 2022년 초, 2024년 전후로 몇 번 크게 치솟는 봉우리가 나타나는데, 각각의 기간이 지나면 다시 곧바로 99 부근으로 되돌아간다.

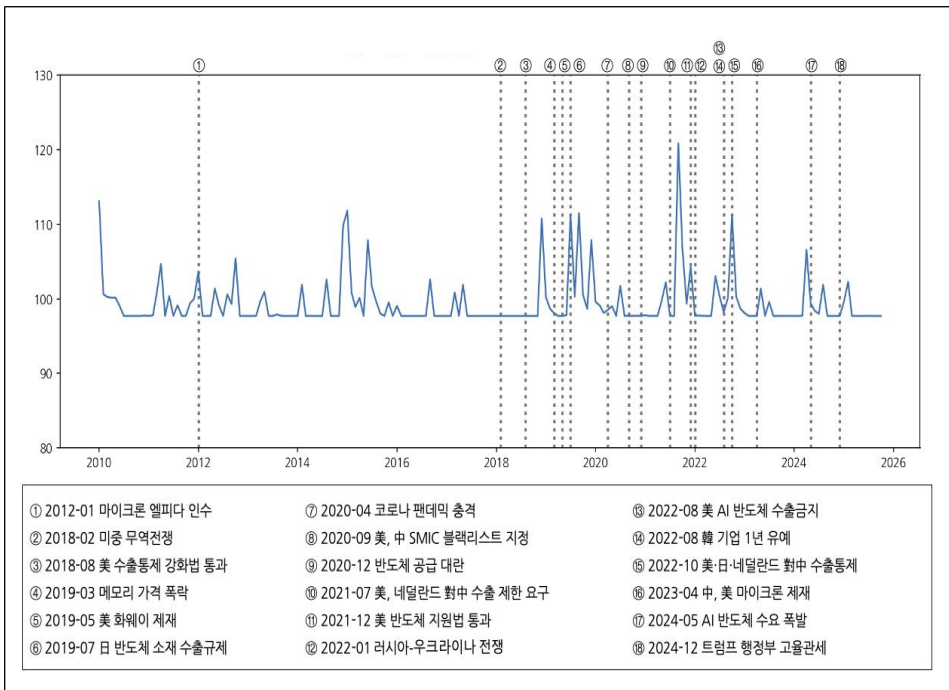
즉, 이 소분류에서는 거시·정책 이벤트에 따른 점진적인 레벨 변화보다는, 특정 시점에 단일 기업 관련 이슈가 기사에 집중되었을 때만 위험이 일시적으로 포착되는 구조다. 그래프상 최고치는 2017년 무렵 130에 근접한 스파이크이며, 그다음은 2020년 말과 2024년 전후의 짧은 급등이다. 따라서 컴퓨터 제조업 지수는 산업 전반의 구조적 위험이라기보다 코아시아 개별 이슈가 언제 크게 보도되었는

지를 보여주는 지표로 이해하는 것이 적절하다.

라. 산업 소분류 기준 - 통신 및 방송장비 제조업

[그림 4-35]의 통신 및 방송장비 제조업(텔레칩스·ASE) 지수는 표본이 2개뿐이라 전형적인 스파이크형 패턴이 강하다. 2010년대 초반에는 97~100 수준에서 움직이다가, 개별 기업 이슈로 보이는 일회성 급등이 몇 차례 나타나지만 곧바로 원래 수준으로 되돌아간다. 2018년 이후 미·중 갈등, 화웨이 제재, 일본 수출규제, 코로나19 팬데믹 구간(②~⑨)부터는 105~115 수준의 봉우리가 반복적으로 나타나면서 통신·패키징 업체가 정책·수출관리·수요 충격에 민감하게 반응하는 모습이 드러난다.

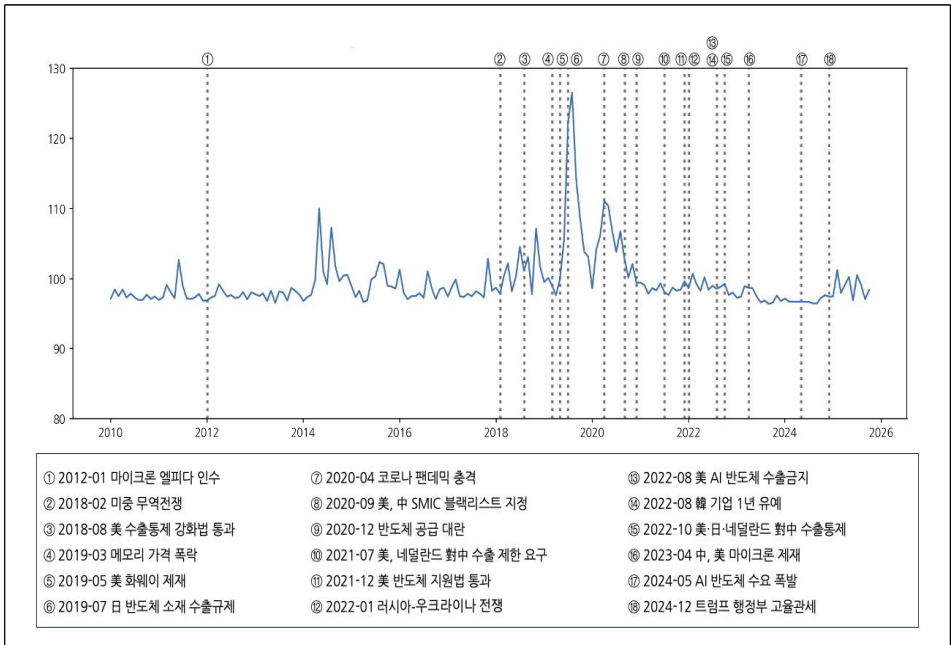
[그림 4-35] 산업 소분류: 통신 및 방송장비 제조업의 시장위험지수 그래프



가장 높은 피크는 2021년 전후(⑩~⑫)로, 팬데믹 이후 수급 불안과 미국 반도체 지원법 이슈가 겹친 시기에 120을 넘는 수준까지 상승한다. 2023년 이후에도 AI 반도체 수요와 對中 규제 논의가 이어지는 시점마다 110을 웃도는 봉우리들이 생겨, 이 소분류는 거시·정책 충격이 통신장비·패키징 밸류체인으로 얼마나 빠르게 전달되는지를 보여주는 보조 지표로 해석할 수 있다.

마. 산업 소분류 기준 - 영상 및 음향 기기 제조업

[그림 4-36] 산업 소분류: 영상 및 음향 기기 제조업의 시장위험지수 그래프



[그림 4-36]의 영상 및 음향 기기 제조업 지수는 사실상 삼성전자의 위험 신호를 본다고 보면 된다. 2010년대 초반에는 97~99 수준에서 큰 변동 없이 유지되다가 2014~2015년 무렵 110 안팎의 봉우리가 한 번 형성되는데, 당시 스마트폰·가전 중심의 실적 변동과 경쟁 심화가 소비자 전자 전반의 불확실성으로 반영된 구간으로 볼 수 있다.

가장 두드러진 국면은 2018~2020년이다. 미·중 무역갈등, 미국 수출통제, 메모리 가격 폭락, 화웨이 제재, 일본 수출규제, 팬데믹 충격(②~⑨)이 몰려 있는 시기에 지수가 120 중반까지 치솟는다. 메모리·스마트폰·파운드리·가전까지 이어지는 삼성전자 전체 사업 포트폴리오가 동시에 영향을 받으면서, 반도체 공급과 글로벌 수요, 정책·외교 리스크가 한꺼번에 집중된 시기라는 뜻이다.

2021년 이후에는 97~100 수준에서 비교적 좁은 범위의 등락으로 돌아간다. 미·중 기술 갈등, 미국 반도체 지원법, AI 수요 확대 같은 이슈가 이어지지만 삼성전자 메모리·파운드리·세트 사업을 통합적으로 조정하면서 충격을 점진적으로 흡수하고 있는 모습에 가깝다. 다시 말해, 삼성전자는 2019~2020년 국면에서 가장 큰 위험을 경험했고, 이후에는 높은 불확실성 속에서도 일정 수준의 위험을 관리하는 단계로 옮겨온 것으로 해석할 수 있다.

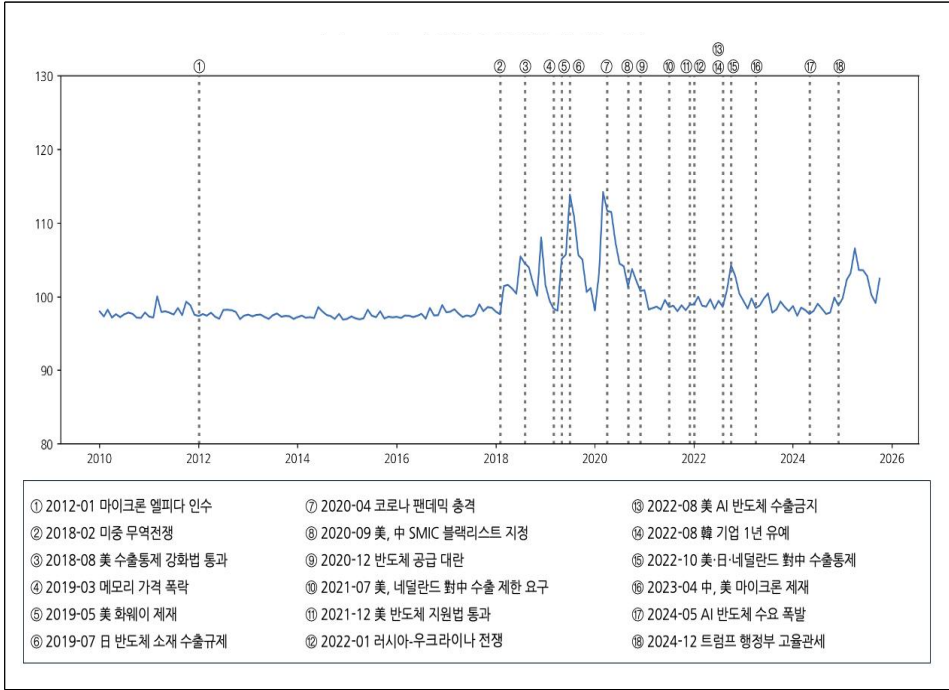
2. 도매 및 상품 중개업 산업 시장위험지수

〈표 4-17〉 도매 및 상품 중개업 산업에 해당하는 기업

중분류	해당 기업
도매 및 상품 중개업	대우, 오로스테크놀로지, Broadcom, Corning, GST, Heraeus Conamic, Himax, Hitachi, IBM, Imagination Technologies, JCET, KLA, Lam Research, Nikon, NVIDIA, NXP, Qualcomm, Rambus, Remesas Electoronics, SCREEN, Siltronic, Sumitomo Chemical, Teradyne
	23개

도매 및 상품 중개업 중분류에는 Broadcom, NVIDIA, Qualcomm처럼 반도체용 칩·장비·소재를 글로벌하게 공급하는 기업들이 다수 포함된다(표 4-17 참조). 이들은 직접 생산사이면서 동시에 여러 지역·고객에 제품과 기술을 중개하는 역할을 하므로 공급망 교란이나 통상 갈등이 생기면 가장 먼저 조정에 나서는 층이라고 볼 수 있다.

[그림 4-37] 산업 중분류: 도매 및 상품 중개업의 시장위험지수 그래프



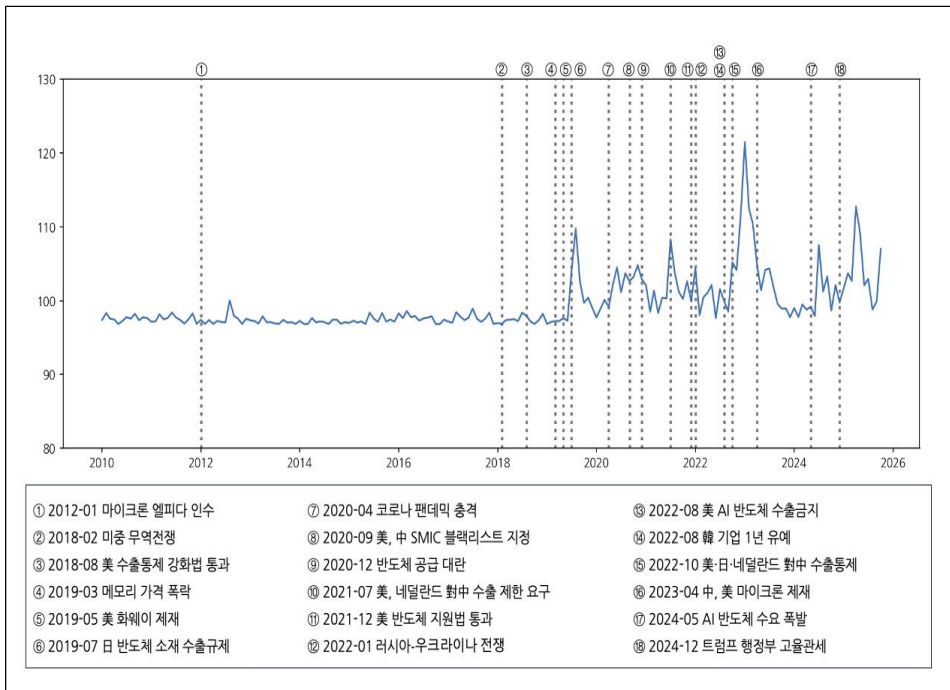
그래프 [그림 4-37]을 보면 2010년대 중반까지는 지수가 97~98 수준에서 거의 변동 없이 유지된다. 미중 무역전쟁이 시작된 2018년(②) 이후부터 선이 서서히 위로 올라가 100을 넘기고, 2019년 메모리 가격 폭락·화웨이 제재·일본 수출규제(④~⑥)가 겹치는 구간에서 110 안팎까지 높아진다. 팬데믹이 본격화된 2020년(⑦) 전후에는 120에 가까운 최고치가 나타나는데, 이때는 장비·소재·IP 공급사들이 동시에 주문 조정과 납기 불확실성에 직면한 시기와 맞물린다. 이후 2021~2023년에는 98~100 근처로 내려와 비교적 안정된 흐름을 보이지만, 2022년 AI 수출규제(⑬)와 對中 추가 통제(⑮, ⑯) 시점마다 1~2포인트씩 짧게 위로 튀는 모습이 남아 있다.

2024년 AI 반도체 수요 폭발과 고율관세(⑰, ⑱) 이후에는 지수가 다시 105~110 수준까지 높아지나, 팬데믹 당시처럼 극단적인 수준에는 이르지 않는

다. 정리하면, 도매 및 상품 증개업 지수는 2018~2020년의 통상 갈등·팬데믹 국면에서 가장 크게 반응했고, 이후에는 AI 호황과 규제 리스크가 겹칠 때마다 완만한 상향 압력이 반복되는 양상으로, 글로벌 반도체 중간재 시장의 불안도가 어떤 시기에 특히 커졌는지를 잘 보여준다.

3. 기타 기계 및 장비 제조업 산업

[그림 4-38] 산업 중분류: 기타 기계 및 장비 제조업의 시장위험지수 그래프



〈표 4-18〉 기타 기계 및 장비 제조업 산업에 해당하는 기업

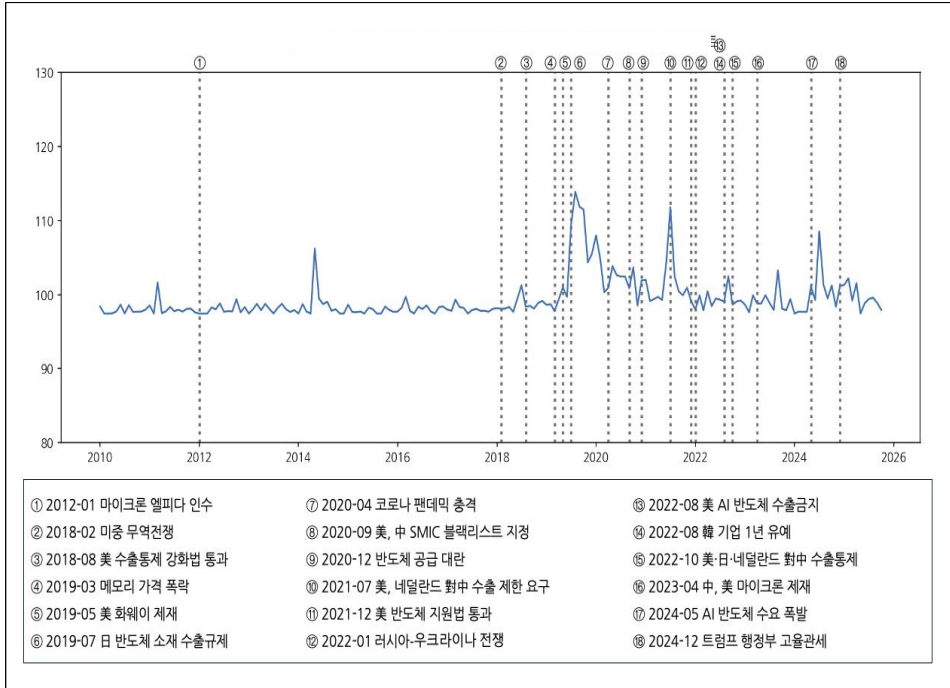
중분류	해당 기업
기타 기계 및 장비 제조업	라온테크, 새솔다이아몬드, 서플러스글로벌, 엘오티베컴, 유진테크, 이엔에프테크놀로지, 이오테크닉스, 제이티, 지앤비에스엔지니어링, 코세스, 테스, 피에스케이, 피에스케이홀딩스, ASM, Daifuku, KC Tech, SST
	17개

기타 기계 및 장비 제조업에는 라온테크, 엘오티베컴, 유진테크 등 공정 장비·물류 장비·공정용 소재 장비 업체들이 묶여 있다. [그림 4-38]을 살펴보면, 2010년대 중반까지는 지수가 97~98 수준에서 거의 변하지 않다가, 미·중 무역갈등과 수출통제 강화가 본격화되는 2018~2019년 이후 100선에 근접하며 장비 투자에 대한 불확실성이 서서히 반영된다. 코로나19 팬데믹과 반도체 공급 대란이 겹친 2020년 전후에는 110 안팎까지 상승하는 첫 번째 고점이 형성되는데, 팹 증설·증설 지연과 장비 리드타임 문제에 이 중분류가 직접 노출된 결과로 볼 수 있다.

가장 뚜렷한 피크는 2022년 후반이다. 미국의 AI 반도체 수출금지, 한국 기업 1년 유예, 미·일·네덜란드의 對中 첨단 장비 수출통제(⑬~⑮) 이슈가 이어지는 시기에 지수가 120을 넘어서며, 노광·식각·세정·증착 장비에 대한 규제가 장비·소재 업체들의 사업 불확실성을 크게 키운 시기로 해석된다. 이후 2023년 중국의 마이크론 제재(⑯), 2024년 AI 수요 폭발(⑰) 구간에서도 110 수준의 봉우리가 다시 나타나지만 2022년만큼의 극단적인 수준에는 이르지 않는다. 전체적으로 보면 이 산업군의 지수는 공장 투자와 첨단 장비 규제가 동시에 흔들릴 때 가장 크게 반응하는 모습을 보여주며, 반도체 설비투자 사이클과 통상정책 변화를 가장 민감하게 비추는 장비·엔지니어링 영역의 리스크 지표로 볼 수 있다.

4. 화학 물질 및 화학제품 제조업 산업

[그림 4-39] 산업 중분류: 화학 물질 및 화학제품 제조업의 시장위험지수 그래프



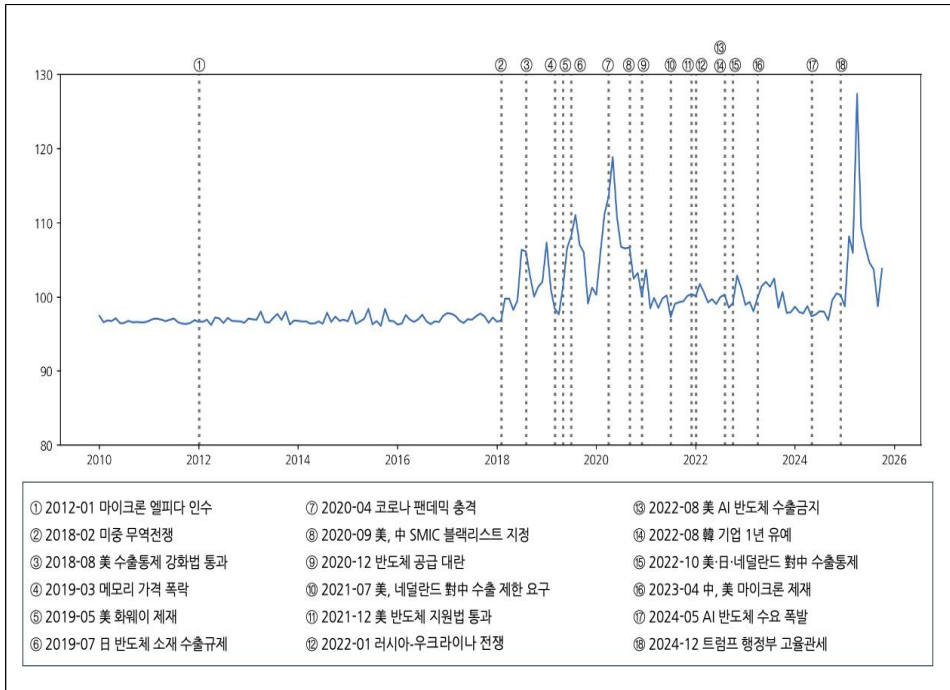
<표 4-19> 화학 물질 및 화학제품 제조업 산업에 해당하는 기업

중분류	해당 기업
화학 물질 및 화학제품 제조업	덕산테크피아, 덕산하이메탈, 동진썬미켄, 레이크머티리얼즈, 원익머트리얼즈, 이엔에프테크놀로지, 한솔케미칼, 후성, Entegris, Fujimi, JSR, Shin-Etsu, Soulbrain
	13개

화학 물질 및 화학제품 제조업에는 동진썬미켄, 레이크머티리얼즈 등 반도체용 특수가스·포토레지스트·슬러리·CMP 케미컬 공급사가 묶여 있다. [그림 4-39]에 제시되었듯 2010년대 중반까지 지수는 97~99 수준의 좁은 범위에서 움직이며, 2014년 전후에 한 차례 105 안팎으로 짧게 솟은 것을 제외하면 큰 변동이 없다. 본격적인 상승은 2018년 이후로 미·중 무역갈등과 수출통제 논의가 시작되면서 100선을 넘고, 2019년 일본의 수출규제, 2020년 팬데믹·공급 대란 구간(④~⑨)에 110에 근접하는 봉우리가 이어진다. 소재·케미컬 업체들이 일본·미국·중국에 걸친 공급망에 깊이 연결되어 있어, 이 구간에서 다른 산업군보다 정책·외교 이슈의 영향을 정면으로 받은 모습이다. 2021년에는 러시아-우크라이나 전쟁과 미국 반도체 지원법 논의가 겹치면서 다시 한번 높게 튀어오른 뒤, 2022년 이후에는 98~102 수준에서 등락하며 AI 수출규제(⑬)나 AI 수요 확대(⑰)에도 비교적 완만하게 반응한다. 요약하면, 이 산업군 지수는 일본 수출규제와 팬데믹이 겹친 2019~2021년 구간에서 가장 뚜렷한 위험 누적을 보여주며, 이후에는 높은 긴장 상태를 유지하되 추가적인 급등은 제한된 형태로 나타난다.

5. 소매업(자동차 제외) 산업

[그림 4-40] 산업 중분류: 소매업(자동차 제외)의 시장위험지수 그래프



<표 4-20> 소매업(자동차 제외)에 해당하는 기업

중분류	해당 기업
소매업 (자동차 제외)	테이팩스, Apple, Bosch, DB하이텍, KIOXIA, Micron, TI
	7개

소매업(자동차 제외) 중분류에는 Apple, Bosch, DB하이텍, Micron, TI 등 완제품·전자부품을 최종 수요와 맞닿은 지점에서 판매·유통하는 기업들이 포함된다. [그림 4-40]의 그래프 지수는 2010년대 중반까지 96~98 수준에서 거의 수평에 가깝게 유지되다가, 2018년 미·중 무역갈등 이후 100을 상회하며 서서히

위로 이동한다. 2019년 메모리 가격 폭락, 화웨이 제재, 일본 수출규제(④~⑥)가 겹친 시점에는 110 안팎의 봉우리가 나타나고, 2020년 코로나19 팬데믹과 공급 대란(⑦~⑨) 구간에서 약 120 근처의 첫 번째 고점을 형성한다. 이후 2021~2023년에는 99~102 수준에서 등락하며, 정책·수출통제 이벤트가 반복되더라도 팬데믹 시기만큼의 급등은 재현되지 않는다.

가장 높은 피크는 2024년 AI 반도체 수요 폭발(⑰)과 2024-12 트럼프 행정부의 고율관세(⑱)를 지나 2025년 초에 나타난다. 이때 지수는 2020년보다 더 높은 120대 중후반까지 올라가 AI 서버·단말기 수요와 관세 불확실성이 소매·유통 단계의 재고·가격·판매 전략에까지 강하게 파급되고 있음을 보여준다. 이 중분류 지수는 팬데믹과 AI 수요 확대처럼 최종 수요와 직접 연결되는 충격에서 가장 크게 반응하며, 정책·외교 이슈는 이러한 수요 충격과 결합할 때 위험 수준을 한 단계 끌어올리는 역할을 하는 것으로 해석된다.

제 6 절 결 론 및 제 언

1. 결 론

본 연구는 ICT 반도체 산업을 대상으로 뉴스 데이터를 이용한 시장위험지수를 재구축하고, 사건·요인·산업 단위로 구조를 점검했다. 기사 수준에서 위험신호를 산출하고, 전문가 평가를 활용해 이상적인 지수 궤적을 설정한 뒤 이에 맞춰 보정하는 방식을 적용했다. 그 결과, 코로나19 팬데믹, 반도체 공급 부족, 미·중 기술 패권 경쟁, 對中 수출통제 강화 등 주요 사건이 지수에 어떻게 반영되는지, 어느 시점에서 어떤 요인이 위험을 주도하는지 비교적 선명하게 드러났다. 정책·외교, 반도체 시장, 거시경제, 외부충격 등 요인별 지수와 영향력 상위 기업군·기사량 상위 기업군·산업별 지수를 함께 분석함으로써 위험이 특정 기업과 산업에 집중되는 구간과 시간에 따라 중심이 이동하는 양상을 확인할 수 있었다.

방법론 측면에서도 몇 가지 기여가 있다. 첫째, 단순 기사 수 집계가 아닌 기사 단위 위험점수를 기반으로 지수를 구성해 사건 강도와 누적 효과를 반영할 수 있는 틀을 제시했다. 둘째, 가중치 방식(단순 평균, 기사 수 비례, 제공근 비례)을 달리해 산출 결과를 비교함으로써 지수가 일부 요인이나 기업에 과도하게 끌려가는지 아닌지를 점검했다. 셋째, 기업 영향력·기사량·산업 분류에 따라 지수를 분해함으로써 “이 지수가 실제로 대표하는 대상이 누구인가”라는 질문에 대해 일정 수준의 답을 제시했다. 예컨대 2019년 메모리 가격 조정과 화웨이·일본 규제는 메모리·파운드리 중심의 핵심 기업군에서 가장 크게 나타났고, 2024~2025년 AI 수요와 관세 불확실성은 중견·후발 기업군과 장비·도매·소매 산업에서 상대적으로 더 두드러졌다.

분명한 한계점도 존재하는데 그중 하나가 지수는 전적으로 뉴스에 의존하기 때문에 보도 편향과 정보 공백의 영향을 받는다는 점이다. 표본 기업과 기사 수가 적은 세부 산업에서는 개별 기업 관련 이슈가 과도하게 확대되어 이례적인 피크로 나타나는 경우가 있다. 사건-지수 관계에 대한 검증 역시 정성적 검토에 머무

른 부분이 있다. 특정 사건이 지수 수준과 변동성에 미친 효과, 복수 사건이 동시에 작동할 때의 분해 효과는 계량 모형을 통한 추가 검토가 필요하다. 금융·실물 지표와의 비교 분석도 제한적이어서, 뉴스 기반 위험지수가 실제 시장 가격과 실물 지표를 얼마나 선행하거나 동행하는지에 대해서는 충분히 확인하지 못했다.

향후 과제로는 사건-지수 간 정량 검증, 노이즈 정제, 다중 지표 결합이 있다. 구조변화 검정, 이벤트 스터디, 베이지안 시계열 모형 등을 활용해 주요 사건의 효과를 추정하고, 기사 수준 이상값 처리와 군집화를 통해 단일 기업 이슈와 산업 전반의 구조적 위험을 구분할 필요가 있다. 주가, 변동성 지수, 현·선물 가격, 생산·수출·재고와 같은 실물 지표와 결합한 복합 경보 지수를 구축하는 방향도 검토할 수 있다. 이러한 보완이 이루어진다면, 본 연구에서 제시한 뉴스 기반 시장위험지수는 반도체 산업의 구조적 리스크를 상시 모니터링하고, 정책당국과 기업의 조기 경보·위기관리 체계에 활용할 수 있는 실무 지표로 자리 잡을 수 있을 것이다.

2. 지수 운영 및 활용 가이드라인

반도체 시장위험지수의 운영과 활용에서 가장 중요한 원칙은 일관된 해석 가능성을 확보하는 것이다. 지수는 로그정규분포 기반의 고정 스케일을 적용하여 평균을 100으로, 상위 1%에 해당하는 99-퍼센타일 값을 130으로 고정하였다. 이를 통해 시점이나 산업, 요인별 데이터 분포가 달라지더라도 지수의 의미가 변하지 않도록 하였다. 다시 말해, 지수의 절댓값이 아닌 상대적 수준으로 위험을 해석할 수 있도록 함으로써 언제나 ‘평시 수준 100’과 ‘고위험 구간 130’이라는 동일한 기준 아래에서 평가가 가능해졌다.

이러한 규격화는 지수 운영의 자동화를 가능하게 한다. 기존의 지수 산출 방식에서는 새로운 데이터가 추가될 때마다 분포의 형태를 재추정하거나 파라미터를 조정해야 했지만, 본 연구에서 제안한 방식은 고정된 파라미터를 기반으로 작동하기 때문에 분석가의 개입 없이도 안정적으로 지수를 업데이트할 수 있다. 데이터가 매월 갱신되어도 동일한 스케일로 매핑되므로 시계열 간의 비교 가능성이 유

지되고 장기 추세의 일관성이 확보된다. 이와 같은 자동화된 산출 구조는 운영 효율성을 높이는 동시에 사람의 주관적 판단이 개입될 여지를 최소화한다.

규격화된 지수는 경보 체계 운영에도 직접적으로 활용될 수 있다. 지수 값이 130을 초과할 경우, 이는 상위 1%에 해당하는 비정상적 위험 상태를 의미하므로 경보 발령의 명확한 기준으로 사용할 수 있다. 이러한 기준은 데이터의 분포 특성에 영향을 받지 않기 때문에, 특정 시점이나 요인에 관계없이 항상 동일한 의미를 가진다. 결과적으로, 정책 당국이나 연구 기관은 지수의 변동을 실시간으로 모니터링하면서, 일정 수준을 초과할 때 자동으로 경보 신호를 생성하도록 시스템을 설계할 수 있다. 이는 단순한 지표의 활용을 넘어 위험 감시 체계의 핵심적인 기술 기반으로 작동한다.

지수의 해석 일관성과 경보 체계의 표준화는 정책 대응의 신속성과 정확성을 높이는 데 기여한다. 예를 들어, 외교적 갈등, 공급망 교란, 반도체 수요 급감 등 특정 요인 지수가 단기간에 급등할 경우, 규격화된 지수는 해당 상황을 객관적 수치로 제시하여 정책적 개입의 필요성을 빠르게 파악하게 한다. 이러한 활용 방식은 단기적 위험 감지뿐 아니라, 중장기적으로 산업 구조 변화나 정책 효과를 평가하는 도구로도 적합하다. 특히, 정부 부처나 공공 연구기관은 본 지수를 산업 리스크 조기경보체계(Early Warning System)의 주요 구성요소로 연계함으로써 위기 대응의 실효성을 높일 수 있다.

산업 현장에서도 본 지수는 유용한 모니터링 도구로 활용될 수 있다. 기업 단위 또는 산업군 단위로 산출된 지수는 요인별 위험의 세부 양상을 비교할 수 있도록 하며, 이를 통해 업계 전반의 위험 지도를 구성할 수 있다. 예를 들어, 특정 시기에 정책 요인과 외부충격 요인이 동반 상승하는 경우, 기업은 공급망 관리나 투자 계획을 조정함으로써 잠재적 손실을 사전에 방지할 수 있다. 이러한 정보는 기업의 리스크 관리뿐 아니라, 산업 협회나 연구기관이 반도체 시장 내 취약 요인을 정기적으로 진단하는 데에도 활용될 수 있다.

지수는 또한 금융 및 투자 분야에서 시장 분석 지표로 확장될 수 있다. 반도체

시장위험지수는 산업의 체계적 위험을 수치화하므로, 금융기관은 이를 기반으로 산업별 변동성 추이를 분석하거나, 위험 수준에 따라 포트폴리오를 조정할 수 있다. 특히 규격화된 지수의 100과 130 기준은 위험 수준을 직관적으로 해석할 수 있게 하여, 투자자의 의사결정을 단순화하고 예측력을 높이는 데 도움을 준다. 따라서 본 지수는 산업정책과 금융시장을 연결하는 중간 매개지표로서 기능할 수 있다.

운영 과정에서의 안정성을 유지하기 위해서는 데이터 품질 관리와 모형 검증이 병행되어야 한다. 뉴스 데이터의 출처, 키워드 사전, 기업명 표준화 규칙 등은 시간이 지남에 따라 변할 수 있기 때문에 주기적인 점검과 업데이트가 필요하다. 또한 산업 구조 변화에 따라 요인의 중요도가 달라질 수 있으므로 정기적으로 전문가 검증과 피드백을 반영하여 지수 가중치나 알고리즘을 조정할 필요가 있다. 이러한 관리 절차는 지수의 기술적 신뢰도를 유지하고, 규격화된 스케일의 의미가 지속적으로 유효하도록 보장한다.

지수의 공공성과 접근성을 높이기 위한 체계적 관리가 중요하다. 지수의 구조와 해석 방법이 일반 사용자에게 명확히 전달되어야 하며, '평시=100, 경보=130'이라는 해석 기준을 직관적으로 이해할 수 있도록 시각화 대시보드나 설명 자료를 구축해야 한다. 이는 단순히 데이터 접근성을 높이는 차원을 넘어, 산업계와 정책 담당자 간의 정보 비대칭을 완화하고, 위험 인식의 공통 언어를 형성하는 과정이 된다.

반도체 시장위험지수의 운영 및 활용은 기술적 정교함과 정책적 실용성을 결합하는 과정이다. 본 연구에서 제안한 규격화된 로그정규 스케일은 지수 해석의 기준을 제도화함으로써 시간과 요인을 초월한 위험 비교를 가능하게 하였다. 이러한 일관성과 자동화는 향후 반도체 산업의 시장 위험을 실시간으로 감시하고, 국가 차원의 리스크 관리 체계를 강화하는 핵심 인프라로 기능할 것이다.

3. 제도화 방안 및 정책 연계 전략

반도체 시장위험지수의 제도화는 단순히 기술적 산출물을 고도화하는 과정이 아니다. 이는 국가의 산업정책과 리스크 관리 체계 안으로 지수를 끌어들이는 일이다. 지수가 공공의 영역에서 안정적으로 작동하려면 법적 근거와 행정적 책임체계가 함께 마련되어야 한다. 2025년 현재 정부는 K-칩스법 통과를 계기로 반도체 산업을 전략산업으로 규정하고, 세계·인프라·R&D 지원을 대폭 강화하고 있다. 이런 흐름 속에서 시장위험지수는 산업정책의 근거자료이자 위기관리 도구로 제도적 위상을 가져야 한다. 산업통상자원부나 산업연구원 같은 기관이 주관기관으로 지정되어, 지수의 산출·검증·공개를 일원화하고, 매년 결과를 보고서 형태로 공표하는 체계를 만드는 것이 바람직하다. 무엇보다 산출 방식과 데이터 출처, 검증 절차를 투명하게 공개해 산업계와 연구자, 정책 담당자 모두가 동일한 정보를 기반으로 논의할 수 있도록 해야 한다.

정책 연계의 핵심은 위험 신호가 감지될 때 정책이 실제로 움직이도록 만드는 일이다. 2025년 한국의 반도체 산업은 글로벌 공급망 재편, 미·중 기술패권 경쟁, 미 대선 이후 통상정책 불확실성 등 여러 겹의 위험에 둘러싸여 있다. 정부는 이미 공급망 안정성 전략을 추진하고 있지만, 현장의 신호를 더 빠르게 포착하고 반응하는 시스템이 필요하다. 시장위험지수는 그 연결고리가 될 수 있다. 지수의 기준값이 '평시 100, 고위험 130'으로 고정되어 있기 때문에, 일정 수준 이상 상승 시 자동으로 정책 점검 프로세스가 작동하도록 설계할 수 있다. 예를 들어, 정책 요인 지수가 급등하면 산업부·기재부·과기정통부가 합동 점검회의를 열고, 원자재 수급 다변화나 수출입 관리, 세계 지원 확대 등의 대응책을 논의하도록 하는 방식이다. 단순히 수치를 모니터링하는 데 그치지 않고, 지수를 정책 개입의 출발점으로 삼는 것이다. 이런 구조가 정착되면 산업의 단기 충격은 물론 중장기적 위험에 대해서도 정부 대응이 훨씬 기민해질 것이다.

산업과 금융을 함께 아우르는 생태계적 확장은 지수의 지속가능성을 결정짓는 요소다. 반도체 산업은 자본 집약적 구조와 기술 불확실성이 맞물려 금융 리스크

와 산업 리스크가 동시에 움직인다. 따라서 지수를 산업계뿐 아니라 금융기관의 의사결정 체계에도 포함시키는 것이 중요하다. 산업협회나 기업들은 이를 활용해 업종별 위험지도를 만들고, 금융기관은 신용평가나 대출 심사, 산업별 포트폴리오 조정의 참고 지표로 쓸 수 있다. 정부는 이 연계를 제도적으로 뒷받침해야 한다. 2025년 발표된 33조 원 규모의 반도체 산업 지원 패키지 중 일부를 지수 운영비와 데이터 인프라로 배정하고, 금융위원회·산업은행과 협력해 산업위험정보 통합 플랫폼을 구축하는 것이 현실적 방안이다. 더 나아가, 글로벌 공급망 리스크가 커지고 있는 만큼, 한·미·일 공급망 협의체 등 국제 공조체계와 지수 데이터를 연계해 국제 수준의 리스크 감시 체계로 발전시키는 것도 고려할 필요가 있다.

시장위험지수의 제도화란, 산업정책의 보조 수단을 만드는 일이 아니라 정책 그 자체의 구조를 고도화하는 일이다. 지수가 공공 시스템 안에 자리 잡고, 정책 실행의 흐름 속으로 편입되며, 산업과 금융의 언어를 잇는 매개체로 작동할 때 그 의미는 완성된다. 이러한 제도적 정착은 불확실성이 일상화된 시대에 한국 반도체 산업이 위험을 예측하고 대응할 수 있는 가장 실질적 기반이 될 것이다.

참 고 문 헌

[국내 문헌]

- 과학기술정보통신부(2018), I-Korea 4.0 실현을 위한 인공지능(AI) R&D 전략.
- 과학기술처(1986), 초고집적반도체기술 공동개발안.
- _____ (1997), 차세대 반도체 기반기술개발사업의 후속 사업을 위한 기획 사업.
- 관계부처 합동(2019), 시스템반도체 비전과 전략, 산업통상자원부.
- 김민섭, 허재현, 김도희, 배혜림. (2024). SCFI 지수 예측 모형의 성능 향상을 위한 텍스트 데이터 기반 문자열 가중치 추출 연구. 한국빅데이터학회지, 9(2), 123-134. <https://doi.org/10.36498/kbigdt.2024.9.2.123>
- 김수연 외(2015), 한국 반도체산업의 성장사 : 메모리 반도체를 중심으로, 「경영사학」 제30집 제3호(통권 75호).
- 김용학(2016). 「사회 연결망 분석」. 박영사
- 김창욱(1998), 기술 특성으로 살펴본 반도체 산업, 현대경제사회연구원.
- 박환표, 한재구(2019), 통계자료를 활용한 건설안전 위험도 평가지수 개발. 한국건축사공학회지, 19(4), 361-371.
- 산업연구원(2012), 반도체산업의 기초분석
- _____ (2025), 지역별 제조업 경기실사지수(BSI): 2025년 3분기 현황과 4분기 전망 (전망·동향자료 2025-11). 산업연구원.
<https://www.kiet.re.kr/trends/industryList>
- 상공부(1982), 반도체공업 육성계획.
- 이근(2007), 동아시아와 기술추격의 경제학, 박영사.
- 이금희(2017), 뉴스 빅데이터를 이용한 경기 판단: 빅카인즈 뉴스 경기지수의 개발. 통계연구, 22(2), 67-94.

- 장재영, 민대홍, 김민식(2024), 정형/비정형데이터 기반 반도체 시장 이슈 분석 및 예측모형 개발
- 정영식, 최혜린, 양다영, 강은정, 고덕기(2018), 금융불안지수 개발과 금융불안 요인 변화 분석. 대외경제정책연구원.
http://www.kiep.go.kr/sub/view.do?bbsId=search_report&nttId=203527&searchIssue=&searchWrt=&pageIndex=1
- 조진남(2015), 국가 산업안전보건지표 개발에 관한 연구 (연구원-954). 산업안전보건공단 산업안전보건연구원.
- 한국무역협회 국제무역통상연구원(2025), 2025년 상반기 수출입 평가 및 하반기 전망(Trade Focus 제2025-15호).
- 한국은행(2022), 기계학습을 이용한 뉴스심리지수(NSI)의 작성과 활용 (국민계정리뷰, 2022년 제1호). 한국은행.
 _____(2022), 인공지능 언어모형을 이용한 인플레이션 어조지수 개발 및 시사점 (BOK 이슈노트 제2022-38호). 한국은행.
 _____(2024), 빅데이터와 기계학습 알고리즘을 활용한 실시간 인플레이션 전망 (BOK 이슈노트 제2024-5호). 한국은행.
- KISDI(2019), 인공지능 발전에 따른 인공지능반도체의 등장과 반도체 생태계 변화에 관한 연구.

[해외문헌]

- Applied materials(2022), annual report.
- Cho, D., & Im, P.(2023), Effects of monetary policy uncertainty on debt financing: Evidence from Korean heterogeneous firms. Journal of International Money and Finance, 139, 102960.
<https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2023.102960>
- Cho, D., & Kim, H.(2023), Macroeconomic effects of uncertainty shocks:

- Evidence from Korea. *Journal of Asian Economics*, 84, Article C.
- Gartner(2019), Market Share Analysis: Semiconductors, Worldwide, Preliminary 2019
- _____(2019), Market Share: Semiconductors by End Market, Worldwide, 2018.
- _____(2025), AI Processing Semiconductors, Worldwide, 3Q25 Update,
- _____(2025), Semiconductor and Electronics Forecast, 3Q25 Update,
- Han-joon Kim and Chang, Jae-Young.(2014), A Semantic Text Model with Wikipedia-based Concept Space. *The Journal of Society for e-Business Studies*, 19(3), 107-123.
- ING Think.(2025, July 29), US tariffs hit Korean exports hard in first half.
- Jung, S., Lee, J., & Lee, S.(2021), Geopolitical risk on stock returns: Evidence from inter-Korea geopolitics (IMF Working Paper No. 21/251). International Monetary Fund.
<https://doi.org/10.5089/9781557759672.001>,
- Lim, B., et al.(2021), Temporal Fusion Transformers... *International Journal of Forecasting*.
- McKinsey & Company.(2024, Jan 29), Exploring new regions: The greenfield opportunity in semiconductors.
- Nie, Y., Nguyen, N. H., Sinthong, P., & Kalagnanam, J.(2023), A Time Series is Worth 64 Words: Long-term Forecasting with Transformers. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- PwC(2025), State of the semiconductor industry: Trends and drivers shaping the semiconductor landscape. PricewaterhouseCoopers.
- Reuters(2025), Trump says US will set 15% tariff on South Korean imports under new deal.

- Shin, M., Zhang, B., Zhong, M., & Lee, D. J.(2018), Measuring international uncertainty: The case of Korea. Economics Letters, 162, 22-26.
<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.10.014>.
- SIA(2016), BEYOND BORDERS: THE GLOBAL SEMICONDUCTOR VALUE CHAIN.
- WSTS(2025), Global Semiconductor Market Continues Strong Growth Through 2026.

[인터넷]

- <https://www.samsungsemiconstory.com/2111> (2020. 2. 28).
- <http://theme.archives.go.kr/next/koreaOfRecord/semiconTech.do> (2020. 2. 28).
- <https://www.samsungsemiconstory.com/20> (2020. 2. 28).
- <https://www.samsungsemiconstory.com/2216> (2020. 2. 28).
- <https://www.futurekorea.co.kr/news/articleView.html?idxno=3978> (2020. 2. 28).
- <https://www.etnews.com/20161102000273> (2020. 2. 28).
- <https://news.skhynix.co.kr/1546> (2020. 2. 28).

[신문기사]

- 전자신문(2016. 11. 2), [한국 반도체 50년]〈14〉반도체 빅딜… LG, 눈물을 삼키고 현대에 사업 양도.
- 중앙일보(2011. 1. 5), 누구나 무모하다 여겼던 64KDRAM 개발, 산업 극일의 씨앗이 되다.
- 한국무역협회 국제무역통상연구원(2025), 2025년 상반기 수출입 평가 및 하반기

전망(Trade Focus 제2025-15호).

ING Think.(2025, July 29), US tariffs hit Korean exports hard in first half.

McKinsey & Company.(2024, Jan 29), Exploring new regions: The greenfield opportunity in semiconductors.

PwC(2025), State of the semiconductor industry: Trends and drivers shaping the semiconductor landscape. PricewaterhouseCoopers.

Reuters(2025, July 31), Trump says US will set 15% tariff on South Korean imports under new deal.

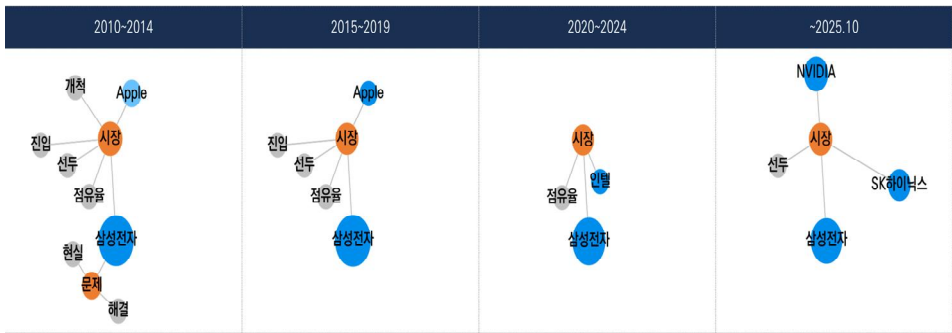
WSTS(2025, June 3), Global Semiconductor Market Continues Strong Growth Through 2026.

[부록 1] 중심기업별 주요 이슈 변화 네트워크 현행화

1. 삼성전자

1) 토픽 1번 - 반도체 관련 정책에 따른 조직 개편 및 전략 변화

[부록 그림 1] 삼성전자 토픽 1번의 변화 네트워크

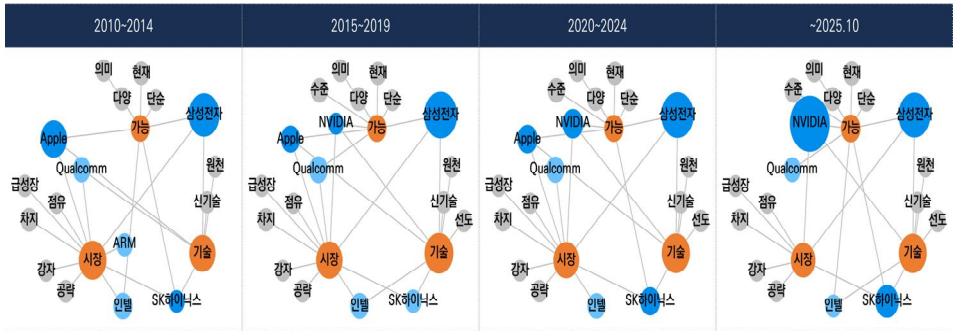


<부록 표 1> 삼성전자 토픽 1번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	문제	-	-	-	-
관련단어	-	개척, 해결, 현실	-	선두, 진입	선두	점유율
주요기업	Apple	-	인텔	Apple	NVIDIA, SK하이닉스	인텔
연관기업	-	Apple	-	-	-	-

2) 토픽 2번 - 기술 및 IT 업계의 주요 동향

[부록 그림 2] 삼성전자 토픽 2번의 변화 네트워크

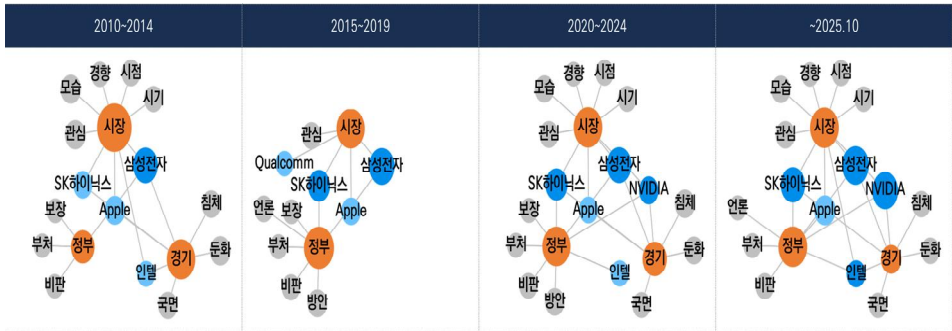


<부록 표 2> 삼성전자 토픽 2번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	선도, 수준	-	-	-	-	-
주요기업	NVIDIA	SK하이닉스	SK하이닉스	-	-	Apple
연관기업	SK하이닉스	ARM	-	SK하이닉스	-	-

3) 토픽 3번 - 수출 둔화, 투자 감소, 고용 부진에 따른 경기 둔화가 우려

[부록 그림 3] 삼성전자 토픽 3번의 변화 네트워크

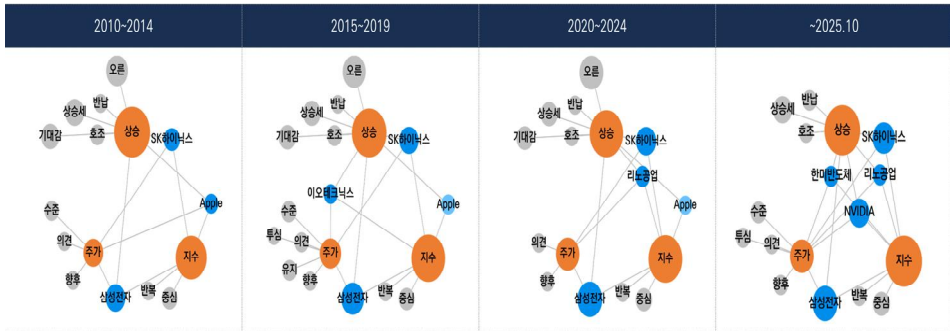


<부록 표 3> 삼성전자 토픽 3번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	경기	경기	-	-	-
관련단어	방안, 언론	경향, 국면, 둔화, 모습, 시기, 시점, 침체	경향, 국면, 둔화, 모습, 시기, 시점, 침체	언론	언론	방안, 보장
주요기업	SK하이닉스	-	NVIDIA	-	인텔	-
연관기업	Qualcomm	SK하이닉스, 인텔	인텔	Qualcomm	-	인텔

5) 토픽 5번 - 외국인과 기관의 매도와 매수에 따른 코스피 변화

[부록 그림 5] 삼성전자 토픽 5번의 변화 네트워크

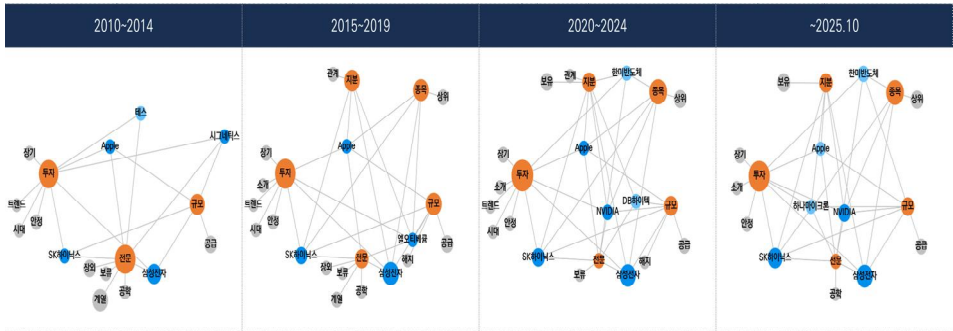


〈부록 표 5〉 삼성전자 토픽 5번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	유지, 투심	-	-	수준, 유지, 투심	수준, 투심	기대감, 오른
주요기업	이오 테크닉스	Apple	리노공업	이오 테크닉스	NVIDIA, 한미반도체	-
연관기업	Apple	-	-	-	-	Apple

6) 토픽 6번 - 증권 시장 변화에 따른 KRX300 지수에 포함된 종목 변화

[부록 그림 6] 삼성전자 토픽 6번의 변화 네트워크

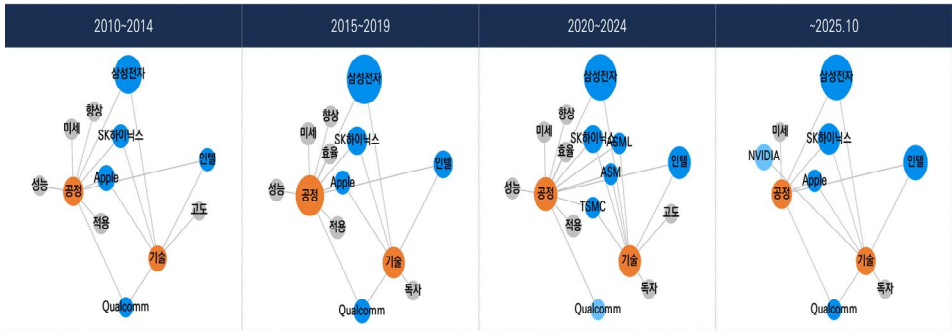


<부록 표 6> 삼성전자 토픽 6번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	종목, 지분	-	-	-	-	-
관련단어	관계, 상위, 소개, 해지	-	보유	계명, 공학, 장외	공학	관계, 보유, 시대, 트렌드, 해지
주요기업	엘오티베컴	시그네텍스	NVIDIA	엘오티베컴	-	Apple
연관기업	-	테스	DB하이텍, 한미반도체	-	Apple, 하나, 마이크론	DB하이텍

7) 토픽 7번 - 인텔 인수 투자에 따른 반도체 시장 경쟁 가속화

[부록 그림 7] 삼성전자 토픽 7번의 변화 네트워크

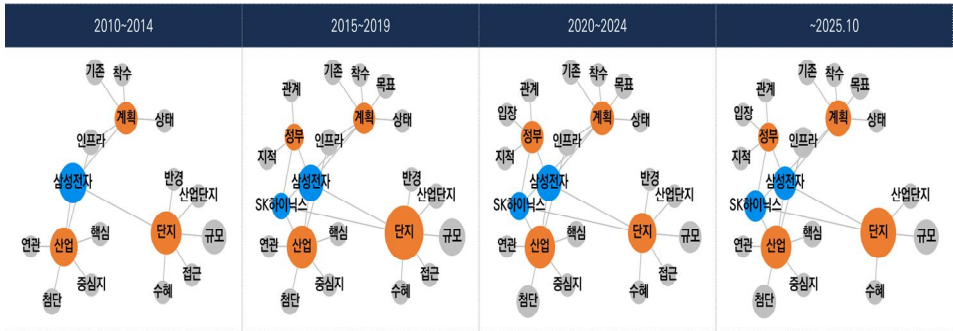


<부록 표 7> 삼성전자 토픽 7번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	독자, 효율	고도	고도	-	-	고도, 성능, 적용, 향상, 효율
주요기업	-	-	ASM, ASML, TSMC	Apple, Qualcomm	Apple, Qualcomm	ASM, ASML, TSMC
연관기업	-	-	Qualcomm	-	NVIDIA	Qualcomm

8) 토픽 8번 - 반도체 산업 중심 용인, 평택 등 신도시 개발 및 인재 양성

[부록 그림 8] 삼성전자 토픽 8번의 변화 네트워크

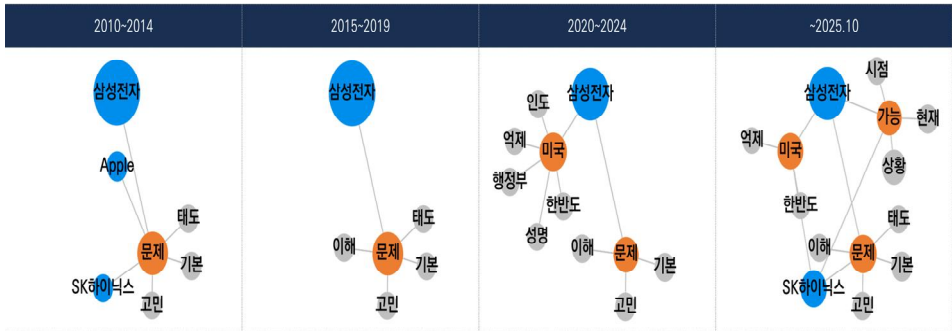


〈부록 표 8〉 삼성전자 토픽 8번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	정부	-	-	-	-	-
관련단어	관계, 목표, 지적	-	입장	-	-	반경, 접근
주요기업	SK 하이닉스	-	-	-	-	-
연관기업	-	-	-	-	-	-

9) 토픽 9번 - 반도체 공장 관련 직업별 문제 및 대법원 판정

[부록 그림 9] 삼성전자 토픽 9번의 변화 네트워크

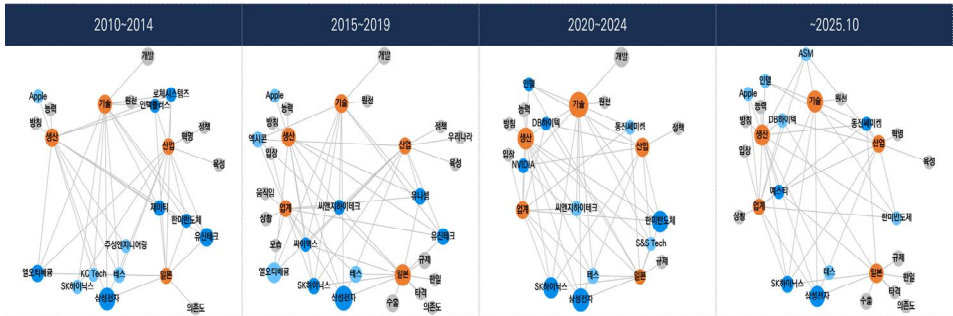


<부록 표 9> 삼성전자 토픽 9번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	미국	-	가능	-
관련단어	이해	-	성명, 억제, 인도, 한반도, 행정부	태도	상황, 시점, 태도, 현재	성명, 인도, 행정부
주요기업	-	Apple, SK하이닉스	-	-	SK하이닉스	-
연관기업	-	-	-	-	-	-

10) 토픽 10번 - 반도체 산업 장비 및 기술 개발로 인한 특허 취득 및 계약 증가

[부록 그림 10] 삼성전자 토픽 10번의 변화 네트워크



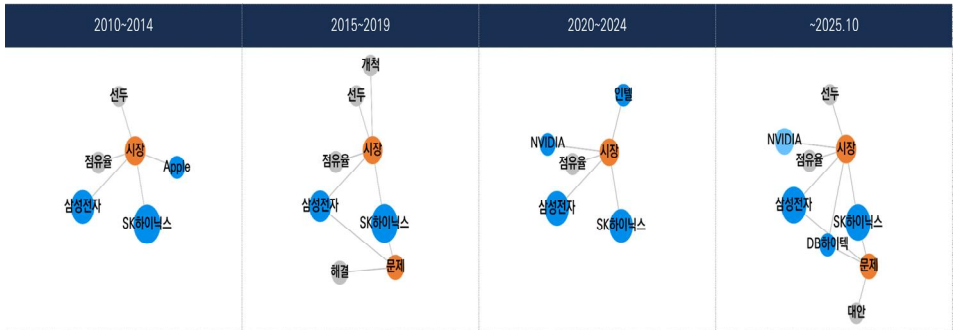
<부록 표 10> 삼성전자 토픽 10번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	업계	-	-	-	-	-
관련단어	규제, 모습, 상황, 수출, 우리나라, 움직임, 입장, 타격, 한일	혁명	혁명	개발, 모습, 우리나라, 움직임, 정책	개발, 정책	상황, 수출, 육성, 의존도, 타격, 한일, 혁명
주요기업	SK하이닉스, 싸이맥스, 씨앤지하이테크, 유니셈	로체시스템즈, 엘오티베큐, 인텍플러스, 제이티, 한미반도체	동진쎄미켐, 예스티	싸이맥스, 씨앤지하이테크, 유니셈, 유진테크	DB하이텍, NVIDIA, 인텔, 한미반도체	동진쎄미켐, 예스티
연관기업	엑시콘, 엘오티베큐	KC Tech, SK하이닉스, 주성엔지니어링	ASM, DB하이텍, 인텔, 한미반도체	엑시콘, 엘오티베큐	S&S Tech, 동진쎄미켐, 씨앤지하이테크	ASM, Apple, DB하이텍, 인텔, 한미반도체

2. SK하이닉스

1) 토픽 1번 - 반도체 관련 정책에 따른 조직 개편 및 전략 변화

[부록 그림 11] SK하이닉스 토픽 1번의 변화 네트워크

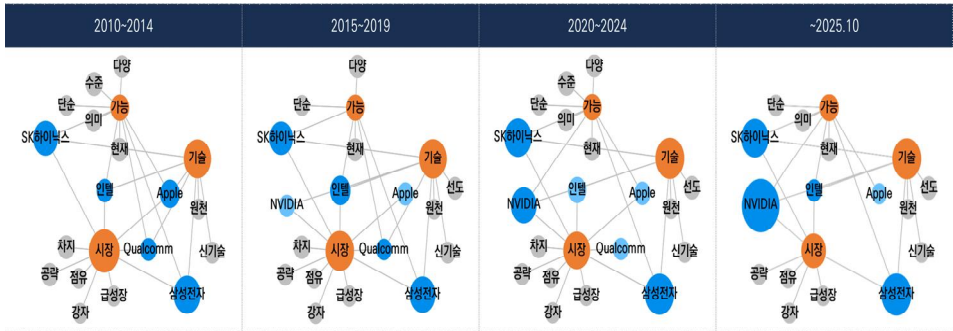


<부록 표 11> SK하이닉스 토픽 1번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	문제	-	-	문제	문제	-
관련단어	개척, 해결	-	-	개척, 선두, 해결	대안, 선두	-
주요기업	-	Apple	NVIDIA, 인텔	-	DB하이텍	NVIDIA, 인텔
연관기업	-	-	-	-	NVIDIA	-

2) 토픽 2번 - 기술 및 IT 업계의 주요 동향

[부록 그림 12] SK하이닉스 토픽 2번의 변화 네트워크

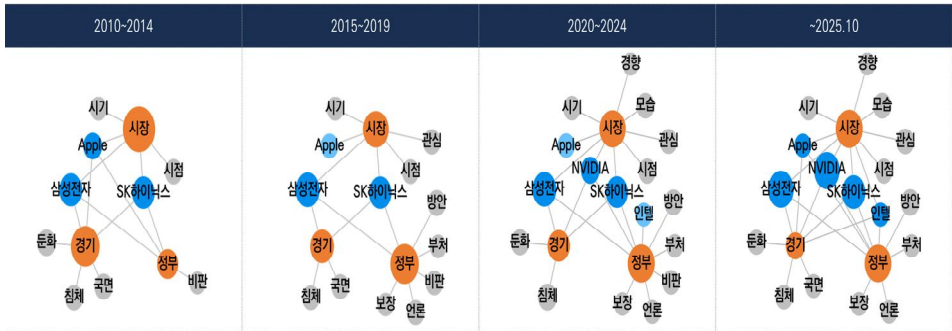


<부록 표 12> SK하이닉스 토픽 2번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	선도	수준, 의미	수준, 의미	-	-	다양, 수준, 차지
주요기업	-	Apple	NVIDIA	Qualcomm, 인텔	인텔	-
연관기업	Apple, NVIDIA	-	Qualcomm, 인텔	NVIDIA	-	Qualcomm, 인텔

3) 토픽 3번 - 수출 둔화, 투자 감소, 고용 부진에 따른 경기 둔화가 우려

[부록 그림 13] SK하이닉스 토픽 3번의 변화 네트워크

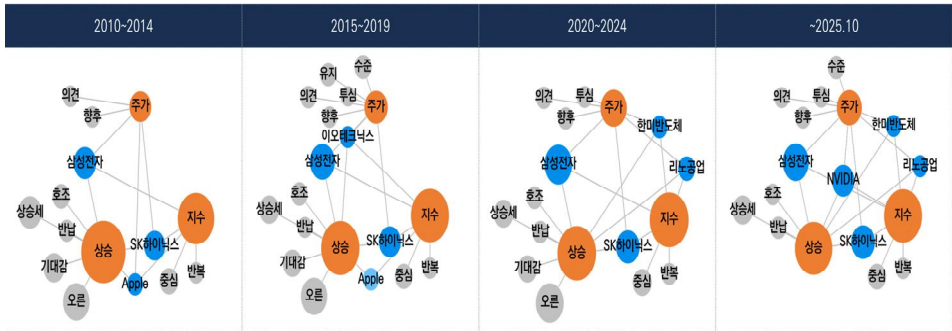


<부록 표 13> SK하이닉스 토픽 3번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	관심, 방안, 보장, 부채, 연론	둔화	경향, 둔화, 모습	국면	국면	비판
주요기업	-	Apple	NVIDIA	-	Apple, 인텔	-
연관기업	Apple	-	인텔	-	-	Apple, 인텔

5) 토픽 5번 - 외국인과 기관의 매도와 매수에 따른 코스피 변화

[부록 그림 15] SK하이닉스 토픽 5번의 변화 네트워크

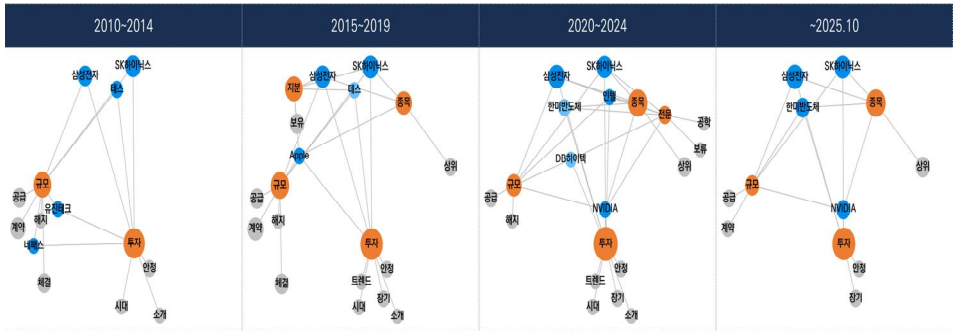


<부록 표 15> SK하이닉스 토픽 5번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	수준, 유지, 투심	-	-	수준, 유지	수준	기대감, 오른
주요기업	이오 테크닉스	Apple	리노공업, 한미반도체	이오 테크닉스	NVIDIA	-
연관기업	Apple	-	-	Apple	-	-

6) 토픽 6번 - 증권 시장 변화에 따른 KRX300 지수에 포함된 종목 변화

[부록 그림 16] SK하이닉스 토픽 6번의 변화 네트워크

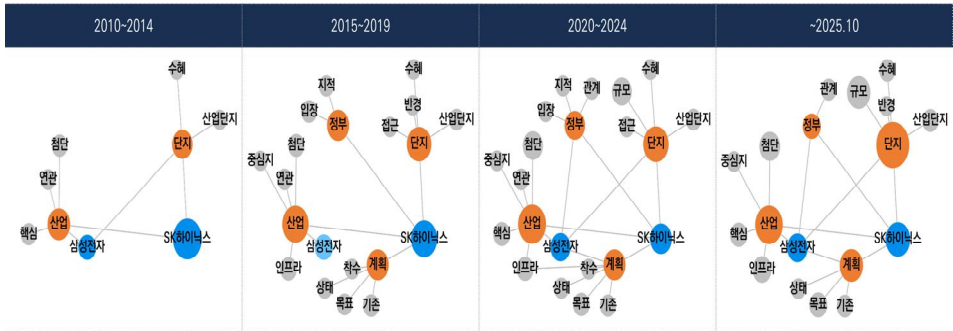


<부록 표 16> SK하이닉스 토픽 6번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	종목, 지분	-	전문	지분	-	전문
관련단어	보유, 상위, 장기, 트렌드	-	공학, 보류	계약, 보유, 체결	계약	공학, 보류, 소개, 시대, 트렌드, 해지
주요기업	Apple	네패스, 유진테크, 테스	NVIDIA, 인텔	Apple	한미반도체	인텔
연관기업	테스	-	DB하이텍, 한미반도체	테스	-	DB하이텍, 한미반도체

8) 토픽 8번 - 반도체 산업 중심 용인, 평택 등 신도시 개발 및 인재 양성

[부록 그림 18] SK하이닉스 토픽 8번의 변화 네트워크

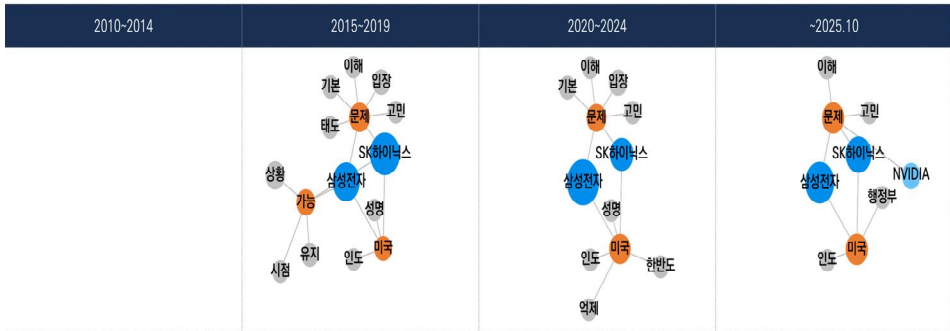


<부록 표 18> SK하이닉스 토픽 8번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	계획, 정부	-	-	-	-	-
관련단어	기존, 목표, 반경, 상태, 인프라, 입장, 접근, 중심지, 지적, 착수	핵심	관계, 규모, 핵심	반경	반경	연관, 입장, 접근, 지적, 착수
주요기업	-	삼성전자	삼성전자	-	-	-
연관기업	삼성전자	-	-	삼성전자	-	-

9) 토픽 9번 - 반도체 공장 관련 직업별 문제 및 대법원 판정

[부록 그림 19] SK하이닉스 토픽 9번의 변화 네트워크

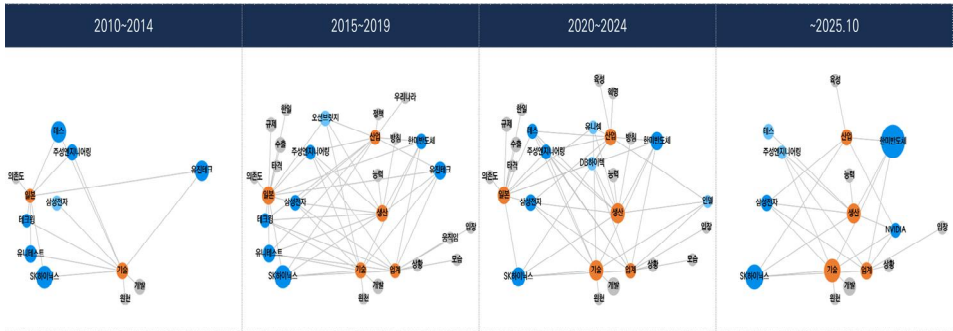


<부록 표 18> SK하이닉스 토픽 9번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	가능, 문제, 미국	-	-	가능	-	-
관련단어	고민, 기본, 상황, 성명, 시점, 유지, 이해, 인도, 입장, 태도	-	역제, 한반도	상황, 시점, 유지, 태도	행정부	기본, 성명, 역제, 입장, 한반도
주요기업	SK 하이닉스, 삼성전자	-	-	-	-	-
연관기업	-	-	-	-	NVIDIA	-

10) 토픽 10번 - 반도체 산업 장비 및 기술 개발로 인한 특허 취득 및 계약 증가

[부록 그림 20] SK하이닉스 토픽 10번의 변화 네트워크



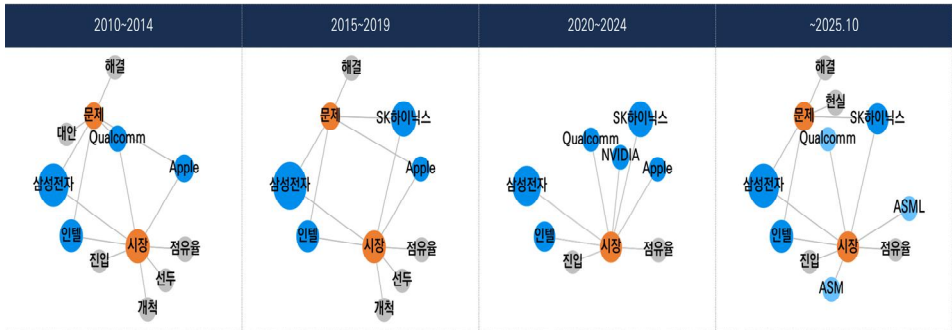
<부록 표 20> SK하이닉스 토픽 10번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	산업, 생산, 업계	-	-	-	-	일본
관련단어	규제, 능력, 모습, 방침, 상황, 수출, 우리나라, 움직임, 입장, 정책, 타격, 한일	-	육성, 혁명	우리나라, 움직임, 정책	-	규제, 모습, 방침, 수출, 의존도, 타격, 한일, 혁명
주요기업	삼성전자, 한미반도체	테스	테스	유니테스트, 유진테크, 테크윙	NVIDIA	주성엔지니어링, 테스
연관기업	오션브릿지	삼성전자	DB하이텍, 유니셈, 인텔	오션브릿지	주성 엔지니어링, 테스	DB하이텍, 유니셈, 인텔

3. 인텔

1) 토픽 1번 - 반도체 관련 정책에 따른 조직 개편 및 전략 변화

[부록 그림 21] 인텔 토픽 1번의 변화 네트워크

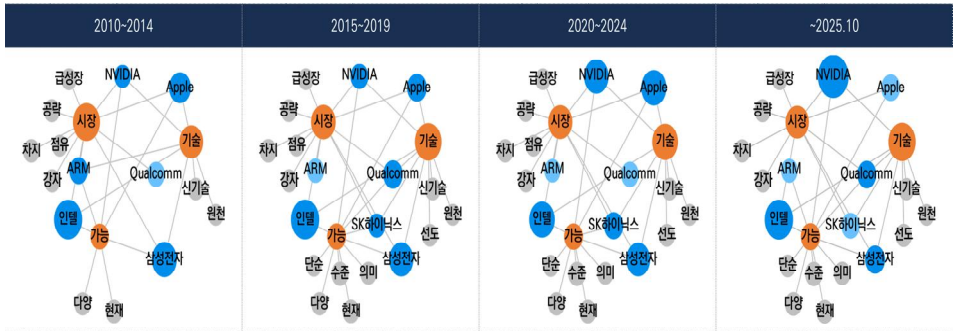


〈부록 표 21〉 인텔 토픽 1번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	문제	문제	-
관련단어	-	대안, 진입	진입	개척, 선두, 해결	해결, 현실	-
주요기업	SK하이닉스	Qualcomm	NVIDIA, Qualcomm	-	-	Apple, NVIDIA, Qualcomm
연관기업	-	-	-	-	ASM, ASML, Qualcomm	-

2) 토픽 2번 - 기술 및 IT 업계의 주요 동향

[부록 그림 22] 인텔 토픽 2번의 변화 네트워크

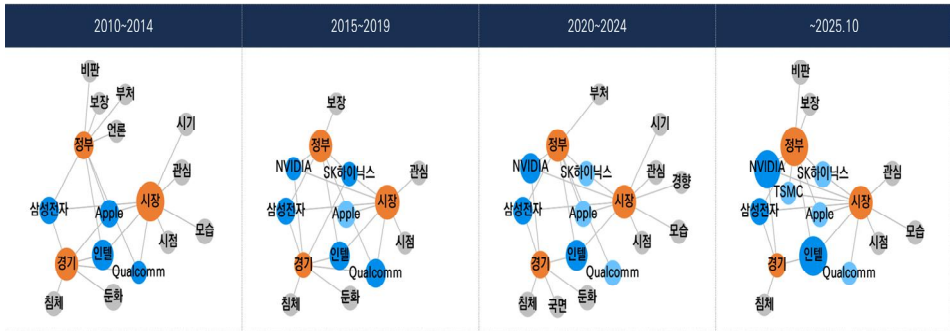


<부록 표 22> 인텔 토픽 2번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	단순, 선도, 수준, 의미	-	-	-	-	점유
주요기업	Qualcomm, SK하이닉스	ARM	-	Qualcomm	Qualcomm	Apple, SK하이닉스
연관기업	ARM	Qualcomm	Qualcomm	-	Apple, SK하이닉스	Qualcomm

3) 토픽 3번 - 수출 둔화, 투자 감소, 고용 부진에 따른 경기 둔화가 우려

[부록 그림 23] 인텔 토픽 3번의 변화 네트워크

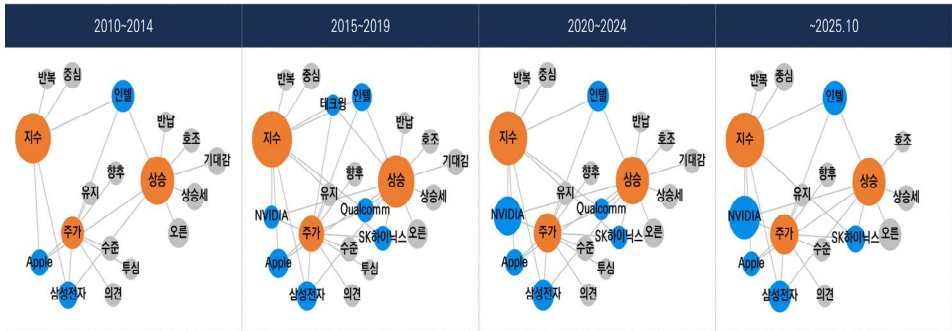


<부록 표 23> 인텔 토픽 3번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	-	모습, 부처, 비판, 시기, 언론	경향, 국면, 모습, 부처, 시기	보장	보장, 비판	경향, 국면, 둔화, 부처, 시기
주요기업	NVIDIA, SK 하이닉스	Apple	-	Qualcomm, SK 하이닉스	-	-
연관기업	Apple	-	Qualcomm, SK 하이닉스	-	TSMC	-

5) 토픽 5번 - 외국인과 기관의 매도와 매수에 따른 코스피 변화

[부록 그림 25] 인텔 토픽 5번의 변화 네트워크

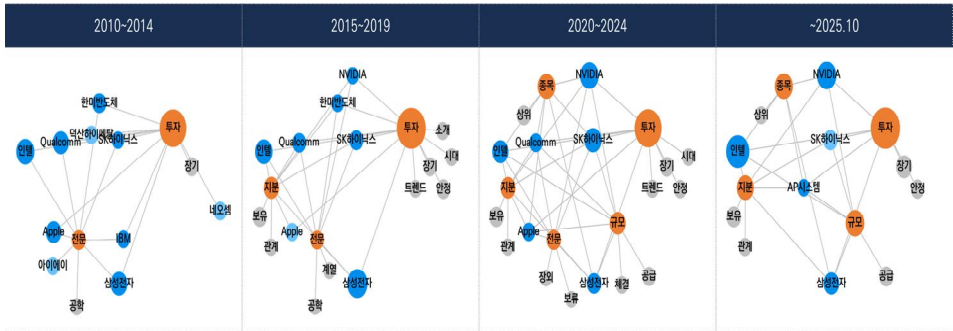


<부록 표 25> 인텔 토픽 5번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	-	-	-	-	-	-
관련단어	-	-	-	-	-	기대감, 반납, 투심
주요기업	NVIDIA, Qualcomm, SK 하이닉스, 테크윙	-	-	테크윙	-	Qualcomm,
연관기업	-	-	-	-	-	-

6) 토픽 6번 - 증권 시장 변화에 따른 KRX300 지수에 포함된 종목 변화

[부록 그림 26] 인텔 토픽 6번의 변화 네트워크

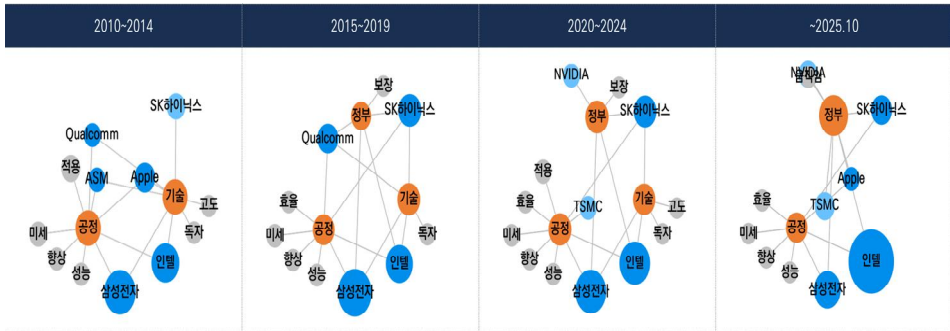


<부록 표 26> 인텔 토픽 6번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	지분	-	규모, 종목	-	-	전문
관련단어	계열, 관계, 보유, 소개, 시대, 안정, 트렌드	-	공급, 보류, 상위, 장외, 체결	계열, 공학, 소개	-	보류, 시대, 장외, 체결, 트렌드
주요기업	NVIDIA	Apple, IBM	Apple	한미반도체	AP시스템	Apple, Qualcomm, SK 하이닉스
연관기업	Apple	네오셈, 덕산 하이메탈, 아이에이	-	Apple	SK하이닉스	-

7) 토픽 7번 - 인텔 인수 투자에 따른 반도체 시장 경쟁 가속화

[부록 그림 27] 인텔 토픽 7번의 변화 네트워크

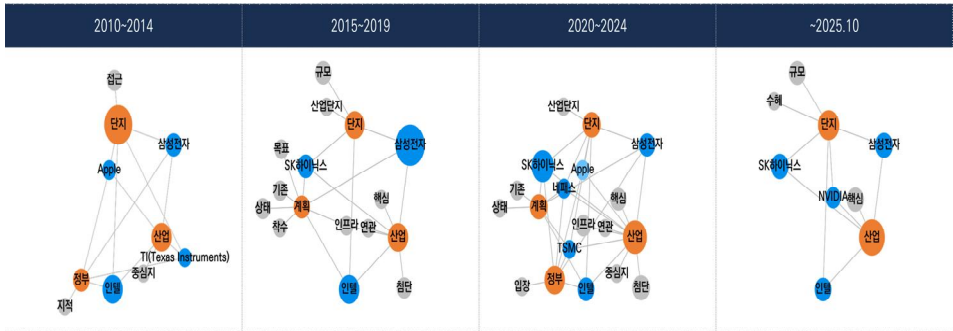


<부록 표 27> 인텔 토픽 7번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	정부	-	-	-	-	기술
관련단어	보장, 효율	고도, 적용	고도, 적용	-	움직임	고도, 독자, 보장, 적용
주요기업	SK 하이닉스	ASM, Apple	-	Qualcomm	Apple	-
연관기업	-	SK 하이닉스	NVIDIA, TSMC	-	-	-

8) 토픽 8번 - 반도체 산업 중심 용인, 평택 등 신도시 개발 및 인재 양성

[부록 그림 28] 인텔 토픽 8번의 변화 네트워크



<부록 표 28> 인텔 토픽 8번의 변화된 노드 리스트

노드	(2010~2014) 대비(2015~2019)		(2015~2019) 대비(2020~2024)		(2020~2024) 대비(2025.1~10)	
	추가	삭제	추가	삭제	추가	삭제
중심단어	계획	정부	정부	-	-	계획, 정부
관련단어	규모, 기준, 목표, 산업단지, 상태, 연관, 인프라, 착수, 첨단, 핵심	접근, 중심지, 지적	입장, 중심지	규모, 목표, 착수	규모, 수혜	기존, 산업단지, 상태, 연관, 인프라, 입장, 중심지, 첨단
주요기업	SK 하이닉스	Apple, TI	TSMC, 네패스	-	NVIDIA	TSMC, 네패스
연관기업	-	-	Apple	-	-	Apple

[부록 2] 뉴스 기사 수집 키워드: 반도체 관련 키워드(80개), 기업 키워드 목록(295개)

반도체 관련 키워드	HBM, GPU, NPU, 애플리케이션프로세서(AP), AI 반도체, 3D 패키징, 2.5D 패키징, chiplet, CXL, PIM, LPDDR, GAA, Fin-Fet, TSV(실리콘전통관극), OSAT, EDA, 반도체 생태계, CUDA, 주문형반도체(asic), AI 가속기, 8인치(200mm), SSD, 반도체 굴기, 첨단 미세공정, 칩셋, 반도체보조금, 시스템반도체, 차량용반도체, On device AI, 트랜지스터, 아날로그반도체, DC-DC 컨버터, AC-DC 컨버터, 아몰레드, 마이크로LED, 반도체소자설계, 저전력반도체, AMOLED, 화합물 반도체, 모스펫, Intergrated Circuit, 집적회로, 초미세공정, 전력반도체, 고속반도체, 반도체소자, 마스크정렬, 미세공정, 비메모리, CMOS, 소자물성, 다이오드, EUV, Hghr NA EUV, GAN, 질화갈륨, SIC, 실리콘키바이드, InP, 이온 주입, 박막, 리소그래피, 반도체 물질, 에칭가스, 이차원 소재, 그래핀, 웨이퍼, 스퍼터링, 식각장비, 반도체 증착, 실리콘, 산화물 반도체, 갈륨나이트라이드, 반도체 나노튜브, 반도체 공급망 차질, 반도체 장비수급, 반도체 패턴, 파운드리, 포토리지스트, 규소
기업 키워드	3M, 쓰리엠, Applied Materials, AMAT, 어플라이드 머티어리얼즈, 어플라이드 머티어리얼즈, AMD, 에이엠디, AP시스템, 에이퍼시스템, ARM, 에이알엠, ASE, 에이에스이, ASM, 에이에스엠, ASML, 에이에스엠엘, Advantest, 아드반테스트, Amkor, 앰코, Apple, 애플, Bosch, 보쉬, Broadcom, 브로드컴, Cabot, 캐보트, 캐봇, Cadence, 케이던스, Ceva, Corning, 코닝, DB하이텍, 디비하이텍, Daifuku, 다이후쿠, DuPont, 듀퐁, 듀폰, Entegris, 인테그리스, Fujimi, 후지미, GST, 지에스티, Global Wafers, 글로벌웨이퍼스, GlobalFoundries, 글로벌파운드리스, 글로벌파운드리, HOYA, 호야, Heraeus Conamic, Himax, 하이맥스, Hitachi, 히타치, IBM, 아이비엠, ISC, 아이에스씨, Imagination Technologies, 이미지네이션 테크놀로지스, 이미지네이션 테크놀로지, 이미지네이션테크놀로지, 이미지네이션, Infineon Technologies, 인피니언 테크놀로지스, 인피니언 테크놀로지, 인피니언테크놀로지스, 인피니언, JCET, 스테츠칩팩, 스테스칩팩, 장전과기, JSR, 제이에스알, KC Tech, 케이씨텍, KIOXIA, 키옥시아, 키오시아, KLA, 케이엘에이, KYEC, 킹위안, 킹 위안, Kokusai, 고쿠사이, LX세미콘, 엘엑스세미콘, Lam Research, 램리서치, 램 리서치, Marvell, 마벨, MediaTek, 미디어텍, Micron, 마이크론, NVIDIA, 엔비디아, NXP, 엔엑스피, Nikon, 니콘, Novatek, 노바텍, On Semiconductor, 온세미컨덕터, Powertech, PTI, Qualcomm, 퀄컴, Rambus, 램버스, Realtel, Remesas Electorronics, 르네사스 일렉트로닉스, 르네사스일렉트로닉스, S&S Tech, 에스앤에스텍, SCK솔믹스, SCREEN, 스크린, 스크린홀딩스, 스크린 홀딩스, SFA반

<p>기업 키워드</p>	<p>도체, SFA, SK실트론, 에스케이실트론, SK하이닉스, SK 하이닉스, 에스케이하이닉스, SMIC, 중신궤지, 에스엠아이씨, SPIL, SUMCO, 섬코, Shin-Etsu, 신에쓰, 신에즈, Siltronic, 실트로닉, Soulbrain, 솔브레인, Sumitomo Chemical, 스미모토화학, Synopsys, 시놉시스, 시놉시스, TEL, 도쿄일렉트론, TI, Texas Instruments, 텍사스 인스트루먼트, 텍사스인스트루먼트, TOL, 톨브라더스, 톨브라더스, TSHT, 화티엔커지, 화천과기, TSMC, 티에스엠씨, Teradyne, 테라다인, 테라다인, Tosoh, 토소, UMC, 유나이티드마이크로일렉트로닉스, 유나이티드 마이크로일렉트로닉스, 유엠씨, Verisilicon, 베리실리콘, Xilinx, 자일링스, eMemory Technology, 이메모리, 이메모리 테크놀로지, 네오셈, 네패스, 넥스틴, 덕산테크코피아, 덕산하이메탈, 동진씨미캠, 디아이, 디엔에프, 라온테크, 레이 크머티리얼즈, 로체시스템즈, 리노공업, 미코, 비씨엔씨, 삼성전자, 새솔다이아몬드, 샘씨엔에스, SEMCNS, 서플러스글로벌, 시그네틱스, 신한다이아몬드, 싸이맥스, 씨앤지하이테크, 아나패스, 아이에이, 알파홀딩스, 어보브반도체, 에스티아이, STI, 에이디테크놀로지, 에이피티씨, APTC, 에프에스티, FST, 엑시콘, 엘비루셈, 엘비세미콘, 엘오티베큐, 엠케이전자, MKE, 예스티, 오로스테크놀로지, 오션브릿지, 와이아이케이, YIK, 원익QnC, 원익IPS, 원익머트리얼즈, 원익홀딩스, 윌텍스, 유니셈, 유니테스트, 유진테크, 이엔에프테크놀로지, 이오테크닉스, 인텍플러스, 인텔, Intel, 제우스, 제이티, 제주반도체, 주성엔지니어링, 지앤비에스엔지니어링, GnBS, 지앤비에스, 칩모스, 칩본드, 코미코, 코세스, 코아시아, 타이거일렉, 테스, 테스나, 두산테스나, 테이팩스, 테크윙, 텔레칩스, 티씨케이, TCK, 티에스이, TSE, 피텔릭스, 피에스케이, PSK, 피에스케이홀딩스, PSK홀딩스, 픽셀플러스, 하나마이크론, 하나머티리얼즈, 한미반도체, 한솔케미칼, 한양디지텍, 후성, AMAT(Applied Materials), 원익 QnC, 신한 다이아몬드, 새솔 다이아몬드, SST, 예스에스티, TEL(Tokyo Electron), TEL(Tokyo Electronics), TI(Texas Instruments), Telic, telic, 텔릭, Mecaro, 메카로, 소브레인, 동진씨미캠</p>
---------------	----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

[부록 3] 불용어 사전 종류: 불완전 용어(93개), 불필요 용어(162개), 언론사 관련 용어(96개), 시간 관련 용어(100개), 그 외 특수문자 및 기업 관련 용어(63개)

불완전 용어	<p>관련, 때문, 이번, 경우, 정도, 개월, 동안, 단지, 당초, 포함, 년대, 당장, 무엇, 특별, 안팎, 지속, 주요, 본격, 만큼, 적극, 상당, 덕분에, 별도, 결국, 이제, 이것, 곳곳, 거기, 그거, 그것, 이거, 이래, 저희, 아무, 아무것, 부근, 군데, 30, 수차례, 수천, 수억, 수십억, 수천억, 수백만, 수십, 천만, 주년, 년도, 학년도, 그날, 순차, 일련, 순식간, 얼마, 약간, 조금, 우선, 최선, 먼저, 전격, 당부, 이어, 나중, 진작, 이내, 이외, 일중, 일환, 각별, 한번, 특이, 국한, 유한, 서로, 한몫, 직접, 겨냥, 애초, 한데, 혼자, 원래, 나름, 노골, 독특, 이례, 세련, 편안, 가지, 관건, 어디, 만약, 물론, 다양</p>
불필요 용어	<p>기존, 사진, 가량, 측면, 개인, 언급, 얘기, 이상, 이하, 일부, 반면, 마련, 사실, 해당, 고려, 천억, 확인, 역대, 여기, 제외, 승진, 풀이, 계속, 한편, 여부, 이야기, 분야, 실제, 단위, 마무리, 각종, 대중, 왼쪽, 방송, 그동안, 대부분, 우리, 고민, 홈페이지, 네이버, 닷컴, 이름, 견인, 일정, 최대한, 최소한, 우선순위, 선착순, 첫째, 둘째, 셋째, 넷째, 다섯, 여섯, 처음, 중간, 중반, 나머지, 예정일, 기념일, 겨울철, 여름철, 한창, 되풀이, 일몰, 서쪽, 동쪽, 북쪽, 오른쪽, 아래, 인근, 문턱, 주변, 이곳, 그곳, 남편, 아내, 부부, 쌍둥이, 본인, 그녀, 젊은이, 당사자, 각각, 개개인, 다량, 소폭, 신고, 대다수, 여러분, 네티즌, 한쪽, 상대방, 진행자, 대중교통, 면바다, 횡수, 아쉬움, 마찬가지로, 진짜, 기쁨, 당황, 경악, 진심, 자존심, 미안, 한마디, 인사말, 안녕, 굿모닝, 핫포토, 핫이슈, 유튜브, 앱스토어, 인스타그램, 댓글, 웹사이트, 로그인, 브라우저, 갤럭시S2, 갤럭시S7, 갤럭시S8, 갤럭시노트7, 갤럭시노트8, 울트라북, 빅스비, 아이폰5, 아이폰7, 아이폰8, 아이맥, 에어팟, 아이팟, 시리, 아이오닉 5, 피아노, 쇼케이스, 식재료, 음식, 음식점, 음식물, 음식료품, 치즈, 맛집, 논설위원, 종업원, 재택근무, 취업식, 기조연설, 신년사, 우산, 비밀번호, 책, 화장실, 피로감, 산책로, 운동장, 중년, 소녀시대, 걸그룹, 방탄소년단, 베스트셀러, 애깃거리</p>
언론사 관련 용어	<p>무단, 배포, 연합, 데일리, 구독, 기자, 특파원, 뉴스, 신문, 기사, 연합뉴스, 한경, 한국 경제, 한국경제, 헤럴드, 세계일보, 아시아 경제, 뉴시스, 투데이, 핫뉴스, 서울경제, 뉴스1, 보도, 이데일리, 전자신문, 머니투데이, 매일경제, 로이터, 온라인, 인터넷, 매체, 파이낸셜뉴스, 디지털타임스, 모바일지디넷, 지디넷, 지디넷코리아, 한겨레, 한겨레신문, 한겨레신문사, 파이낸셜타임스, 동아일보, 동아닷컴, 채널A, 조선일보, 스포츠조선, 노컷뉴스, 경향신문, 스포츠경향, 부산일보, 프레시안, 데일리안, 서울신문, 서울신문사, 스포츠서울, 내일신문, 미디어오늘, 조세일보, 중앙일보, 한국경제신문, 한경비즈니스, 국민일보, 문화일보, 한국일보, 연합뉴스TV, 연합뉴스포맥스, 매일신문, 매경, 매경닷컴, 매경이코노미, 오마이뉴스,</p>

[부록 4] 뉴스 언론사 목록(151개)

언론사명	<p>전자신문, 지디넷코리아, 디지털타임스, 오마이뉴스, 이데일리, 연합뉴스, 머니투데이, 파이낸셜뉴스, EPA연합뉴스, 디지털데일리, 신동아, 아시아경제, 연합뉴스포맥스, 서울신문, 강원일보, 뉴시스, 동아일보, MBN, 한국경제, YTN, 네이버뉴스, 매일경제, 세계일보, 헤럴드POP, 부산일보, MBC, 쿠키뉴스, 서울경제, 블로터, 한겨레, SBS(text), SBS, 국민일보, 스포츠조선, 경향신문, 한국경제TV, 문화일보, 한경비즈니스, 헤럴드경제, 내일신문, 스포츠경향, 정책브리핑, 엑스포츠뉴스, 매일신문, 미디어오늘, 여성신문, 코메디닷컴, 프레시안, 매경이코노미, 주간동아, OSEN, 기자협회보, 조세일보, 마이데일리, 시사IN, 레이디경향, 씨네21, 한겨레21, TV리포트, 더불어민주당, 주간경향, 청와대, 일다, 신화사 연합뉴스, 코리아헤럴드, 중앙SUNDAY, 미래통합당, 국회, SBS Biz, SBS CNBC, 데일리e 스포츠, 포모스, 뉴스1, 조선비즈, 스포츠월드, 머니S, 텐아시아, 데일리안, 연합뉴스TV, 옛스타일, 점프볼, 정의당, KBS, JTBC, 스포탈코리아, 노컷뉴스, 채널 A, 디스패치, TV조선, 헬스조선, 코리아넷, 한국일보, JTBC GOLF, 아이즈 ize, 스포티비뉴스, STN 스포츠, 게임메카, 인벤, MK스포츠, 디스이즈게임, 스포츠서울, MBC연예, 마니아타임즈, 바스켓코리아, 대한아이스하키협회, KBS 연예, 스포츠동아, 민생당, MHN스포츠, 성남FC, 아이뉴스24, 바른정당, 평택시민축구단, 스포츠춘추, 시사저널, 동아시아언스, 민주평화당, 김형준 칼럼, 부천FC, SBS 연예뉴스, 한국대학스포츠협의회, 조선일보, 서울시체육회, 이영미 칼럼, 주간조선, 뉴스타파, 월간 산, 우리공화당, 중앙일보, 뉴스엔, 더팩트, 일간스포츠, 국민의당, 더불어민주당, 코리아중앙데일리, 이코노미스트, 스타뉴스, 비즈워치, 농민신문, 국제신문, 대전일보, 대구MBC, 강원도민일보, JIBS, CJB청주방송, kbc광주방송, 전주MBC, 더스쿠프, 경기일보, 루키, AP연합뉴스</p>
------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

[부록 5] 위험요인별 어휘사전

<부록 표 1> 정책 위험요인

Seed Words	정책불확실, 금리조절, 규제변화, 거래규제, 규제강화, 산업규제, 무역불확실성, 정책불확실성, 무역정책변화, 긴축정책, 정책불안감, 정책실망감
Most Similar Words	차질반도체핵심, 정책지양, 공급정책수정, 산업하락폭, 회의관망심리, 중앙은행긴축장기, 감시강화, 요건강화, 굴기정책, 규제정부, 무역블랙리스트, 무역환경불확실, 무역정책마찰, 공급제한정책, 강화조치, 수출제한정책, 연준긴축정책, 정부긴축, 불시점검강화, 견제정책정책제약적, 업체무역제재, 중국배제정책, 한일무역갈등격화, 비판규제, 무역갈등고조, 보호주의정책, 역행정책, 주의강화, 정책반성, 정책부담감, 제도강화, 무역협상난항, 무역전쟁격화, 규제하소연, 통제강화, 보호무역주의강화, 무역시장다변, 포플리즘정책, 정책투쟁, 무역위험요인, 규제가시화, 수출규제정책, 무역부정, 정책공백, 반도체시장무역, 수출정책조치, 규제거래, 정책장기화, 한국정책비판, 무역보복조치, 봉쇄정책, 변화필요상황, 무역갈등격화, 정책규제, 정책극단적, 보호강화, 무역실적악화, 통화긴축정책, 악화규제, 규제법명정비, 글로벌팬데믹무역, 모호성정책, 우려강화, 무역긴장고조, 정책자국반도체, 정책제약적, 감축정책, 무역전쟁발발, 규제산업, 정책실수, 국회정책조정, 강화우려, 규제강화무역, 규제필요, 정부무역보복조치, 변화규제, 정책부정, 무역지표부진, 중국강경정책, 규제시대, 정책비난, 재투자축소, 반도체굴기정책, 정책마찰, 규제간섭, 견제정책, 정책후퇴, 지난해글로벌팬데믹

〈부록 표 2〉 외교 위협요인

Seed Words	양국신경전, 관세부과, 보복조치, 외교분쟁, 무역불확실성, 외교갈등, 외교긴장, 외교문제, 수출규제, 양국갈등, 줄타기외교, 무역갈등
Most Similar Words	무역협상교착, 외교갈등일본, 양국긴장고조, 외교참사, 갈등수면위, 무역긴장, 한국일본갈등, 양국눈치, 하락한일외교, 강압외교, 분쟁심화, 반도체소재규제, 대립격화우려, 무역전쟁, 미국이란갈등, 무역보복조치, 무역마찰, 반도체규제 맞대응, 반발양국, 무역분쟁심화, 정상회담갈등, 무역협상난항, 무역갈등격화, 맞대응, 외교변화, 무역전쟁격화, 문제한일갈등, 보복조치, 규제문제외교, 수출보복조치, 외교갈등, 갈등격화가운데, 보복관세, 국제정세변화, 양국사이샌드위치신세, 갈등국내반도체, 안보동맹, 양국분쟁, 무역시장다변, 북한위협, 무역블랙리스트, 무역환경불확실, 양국대치상황, 수출제한조치, 글로벌팬데믹무역, 수출통제맞대응, 대립첨예, 군사충돌, 미중대립격화, 양국긴장감고조, 양국무역분쟁, 문제한미, 무역긴장고조, 미중긴장고조, 격화양상, 무역갈등고조가운데, 업체무역제재, 외교문제한일, 무역전쟁발발, 무역보복, 외교마찰, 안보위기고조, 한일무역갈등격화, 양국대치, 무역이슈민감, 규제맞대응, 관세부과불확실, 관계악화일로, 무역갈등고조

〈부록 표 3〉 반도체 시장 위협요인

Seed Words	공급타격, 반도체부족, 부족예상, 생산부족, 생산위축, 생산타격, 수급불안, 수급타격, 수요증가, 시장동향
Most Similar Words	시장위축, 공급부족, 부품수요, 생산피해, 품귀, 반도체시장공급, 수요회복, 타격공급, 반도체대란, 추정수급, 반도체공급, 생산배터리공급, 상승수급, 수요점진증가, 제재공급, 반도체품귀, 지원규모부족, 생산피해, 실리콘웨이퍼수급, 반도체수급, 전기차배터리수급, 확장계획타격, 활성생산, 주문위축, 반도체급난, 위축시장, 위축생산, 수요폭발, 대비상승수요, 전쟁여파공급, 투자심리타격, 한국기업위축, 수요급증, 수급문제타격, 수요확대, 품귀사태, 부족사태, 공급불안, 행보위축, 수요위축, 장기간위축, 해소생산, 생산중단, 공급대란, 메모리부족, 반도체쇼티지, 관심급증, 사용량급증, 수요급감부품, 경쟁치열부품, 생산무역분쟁, 악세생산, 생산량부족, 공급타격정책, 부분실적위축, 공장반도체급난, 네온반도체소재, 소재품귀, 반도체수급난, 상승수요, 차량외장재, 메모리부품, 설비투자위축, 과잉메모리, 반도체시장수요, 수요반등, 확대수익회복, 수요개선, 생산급감, 수요감소

〈부록 표 4〉 거시경제 위험요인

Seed Words	경기침체, 소비위축, 인플레이션, 유가변동, 산업위축, 고금리, 불황, 실업증가, 금융위기
Most Similar Words	스테그플레이션, 더블딥, 빅스텝, 침체기, 디플레이션, 고물가, 피크아웃, 저성장, 가계부채, 고강도긴축, 리세션, 물가상승, 신용경색, 보릿고개, 경기하강, 소비둔화, 소비침체, 소비부진, 소비절벽, 소비타격, 합병위축, 산업정체, 성장률위축, 무역위축, 경제적위축, 증시위축, 산업침체, 고환율, 침체기, 긴축, 불황기, 침체, 이증고, 하강국면, 줄도산, 흑환기, 구조조정, 도산, 경제위기, 금융경색, 급감위기, 금융괴리, 리먼사태, 금융수축기, 경기불황, 경쟁력위축, 금리공격, 금융부채, 금융불안, 물가증가, 사업위축, 산업약화, 산업후퇴, 소비불안, 시장불황, 실업률, 실적위축, 연준긴축, 연체율증가, 영업이익위축, 제로금리, 통화긴축, 하락세증가, 대량실직, 경영난, 희망퇴직, 정리해고, 실직, 유가폭락, 유기급락, 유가급등

〈부록 표 5〉 외부충격 위험요인

Seed Words	전쟁, 자연재해, 감염병, 기술유출, 사고발생, 탄소중립, 인력부족, 산재
Most Similar Words	전쟁터, 무기, 공습, 전면전, 침공, 전투, 테러, 확산, 전운, 총성, 휴전, 폭격, 홍수, 산불, 가뭄, 지진, 폭설, 폭염, 쓰나미, 집중호우, 산사태, 폭우, 태풍, 침수, 허리케인, 전염병, 코로나, 메르스, 바이러스, 팬데믹, 오미크론, 집단감염, 대유행, 신종플루, 기술탈취, 기밀유출, 인력유출, 기술도용, 영업비밀유출, 경쟁업체유출, 재산유출, 핵심자료유출, 인명사고, 질식사고, 작업자사망, 화재발생, 사고원인, 사고경위, 불산사고, 유출사고, 안전사고, 가스누출사고, 온실가스감축, 넷제로, 탄소감축, 탈탄소, 탄소제로, 무탄소, 탄소저감, 배출제로, 탄소세, 인재부족, 인력문제, 인력필요, 인력기름, 구인난, 인력제한적, 인력기근, 노동력부족, 직업병, 산업재해, 희귀질환, 백혈병, 뇌종양, 발암물질노출, 유해물질노출

Abstract

■ Title

Analysis of Semiconductor Market Issues and Development of Predictive Models Based on Structured and Unstructured Data

■ Purpose of Research

This study aims to leverage both structured and unstructured data to build a semiconductor risk market index, which will serve as the foundation for developing predictive models for semiconductor exports of Korea. Specifically, by developing a forecasting model that simultaneously reflects short-term volatility and mid- to long-term structural changes, focusing on semiconductor exports and market trends, we aim to provide policymakers and market participants with timely analytical information. This approach is expected to complement the limitations of existing forecasting methods and enable more strategic policy responses to the semiconductor industry.

■ Main Outcomes of Research and Policy Implications

In sum, this study presents an analysis and forecasting system that

can more effectively reflect market fluctuations and structural risk factors than existing analysis methods centered on structured data. In particular, the combination of a market risk index and a machine learning-based forecasting model demonstrates the potential to simultaneously consider short-term volatility and mid- to long-term structural changes in the semiconductor market. This approach is expected to serve as a practical analytical tool for semiconductor market forecasting and policy responses.

This study is expected to provide a foundation for a more systematic understanding of the volatility and uncertainty of the semiconductor market through analysis that combines structured and unstructured data. Specifically, it is expected to complement existing qualitative judgments or single-metric analyses, enabling data-driven semiconductor market forecasting and risk assessment.

Furthermore, the predictive model used in this study and the resulting market analysis results can serve as practical reference materials for semiconductor industry policymaking and corporate strategy formulation, contributing to enhanced capabilities for proactively responding to the rapidly changing global semiconductor market environment.



● 저 자 소 개 ●

장 재 영

- 연세대학교 경제학과 졸업
- University of California, Los Angeles
경제학 석사
- University of California, Los Angeles
경제학 박사
- 현 정보통신정책연구원 부연구위원

김 정 언

- 고려대학교 경제학과 졸업
- 성균관대학교 경제학 석사
- Iowa State Univ. 경제학 박사
- 현 정보통신정책연구원 선임연구위원

민 대 흥

- 성균관대학교 경제학과 졸업
- 성균관대학교 경제학 석사
- University of Arizona, Tucson
경제학 박사
- 현 정보통신정책연구원 연구위원

김 민 식

- 고려대학교 경영학과 졸업
- KAIST 경영학 석사
- 고려대학교 과학기술학 이학 박사
- 현 정보통신정책연구원 부연구위원

정 현 준

- 고려대학교 경제학과 졸업
- 고려대학교 경제학 석사
- 고려대학교 경제학 박사
- 현 정보통신정책연구원 연구위원

정책자료 25-09
정형/비정형데이터 기반 반도체 시장 이슈
분석 및 예측모형 개발 연구

2025년 12월 일 인쇄

2025년 12월 일 발행

발행인 이 상 규

발행처 정보통신정책연구원

충청북도 진천군 덕산읍 정통로 18

TEL: 043-531-4114 FAX: 043-535-4695~6

인쇄 인성문화

ISBN 979-11-7000-435-6 93320

〈비매품〉