



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

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

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



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

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

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

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

[Disclaimer](#)

공학석사학위논문

# 한국 과학 기술 인력의 추계 분석

Time series forecasting on  
the size of Korean Science and Engineering labor force

2021 년 8 월

서울대학교 대학원

산업공학과

허 우 혁

# 한국 과학 기술 인력의 추세 분석

Time series forecasting on  
the size of Korean Science and Engineering labor force

지도교수 장 우 진

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2021 년 6 월

서울대학교 대학원

산업공학과

허 우 혁

허우혁의 공학석사 학위논문을 인준함

2021 년 6 월

위원장 이 덕 주

부위원장 장 우 진

위 원 이 재 욱

## 초록

본 논문에서는 과학 기술 인력을 정의하고 미래 한국의 과학 기술 인력의 공급을 추정하는 방법을 제시하였다. 이공계 분야를 전공한 전문학사 이상을 학위를 가진 사람을 과학 기술 인력으로 정의하였으며, 정의에 따라 향후 10년간 과학 기술 인력의 공급을 추정하였다. 추정은 성별, 진학 대학 유형별로 진행되었으며, 대학 진학률과 연도별, 졸업 소요 년 수 별 졸업 비율 추정을 통해 이공계 분야를 전공한 전문학사 이상의 졸업생 수를 추정하였다. 비율의 추정에는 이동 기하 평균의 방식이 사용되었으며, 정합성 담보를 위해 과거 데이터를 같은 방식으로 추정하여 유효한 MAPE 값이 나오는 것을 확인하였다. 최근 몇 년 간의 트렌드가 진학률 및 졸업 비율에 영향을 미친다는 가정을 바탕으로 과거 데이터를 통해 MAPE 값의 비교로 반영 년 수를 정하였다. 그 결과 전체적으로 10년간 과학 기술 인력의 공급이 지속적으로 감소할 것이라 추정되었으며, 2030년의 과학 기술 인력은 2020년 대비 약 85% 수준인 것으로 확인되었다. 유사한 방식으로 이공계열 석사 및 박사 졸업자 수를 추정하였으며, 학사, 석사 및 박사 졸업생 수를 모두 더한 총 졸업생 수와 상근 연구원 수와의 비율을 추정하여 본 연구의 총 졸업생 수 추정치와 곱하여 향후 10년간 연도별 상근 연구원 수를 추정하였다. 해당 비율은 총 인구수 및 총 GDP와 양의 상관관계를 가짐을 확인할 수 있었으며, 이를 바탕으로 선형 회귀분석을 통해 비율을 추정하였다. 비율 추정에는 세 가지 시나리오가 사용되었으며, 비율과 총 인구수와의 상관관계, 총 GDP와의 상관관계, 그리고 비율 자체의 최근 트렌드를 반영한다는 가정을 통해 추정되었다. 각 시나리오 별 추정결과를 인구 1000명당 상근 연구원 수 대비 1인당 GDP 그래프에 세계 주요국들과 함께 나타내면서, 향후 한국이 현재의 어떤 국가들과

유사한 모델로 변화할 것인지를 확인해 보았다. 그 결과 총 인구수와의 상관관계를 통해 예측한 경우에는 OECD의 평균으로 다가가는 형태의 변화를 보였고, 총 GDP와의 상관관계를 통해 예측한 경우에는 북유럽 국가들과 비슷한 행태로 변화하는 것을 확인할 수 있었다. 비율의 최근 트렌드를 반영한다고 가정했을 시에는 OECD의 평균으로 다가가는 형태를 보였으나 그 속도가 총 인구수와의 상관관계를 통해 예측했을 때에 비해서 느린 것을 확인할 수 있었다. 본 연구에서 제시된 방법을 적용하여 다른 나라의 과학 기술 인력의 공급 추정에도 사용될 수 있을 것이라 기대된다. 또한 한국의 미래 4차 산업혁명 시대를 이끌어 나가기 위해 충분한 과학 기술 인력이 공급될 것인지에 대한 연구에서도 참고자료로 사용될 수 있을 것이다.

주요어: 과학 기술 인력, 진학률, 졸업 비율, 기하 이동 평균, MAPE, 상근 연구원 수

학번: 2019-27786

사사 (謝辭)

본 논문은 서울대학교 금융경제연구원의 '인구 구조 변화를 고려한 4차 산업혁명 시대의 과학기술 인력 수급 분석과 전망 [1]' 연구의 결과를 바탕으로 작성되었다.

# 목차

초록	ii
목차	iv
표 목차	vi
그림 목차	viii
제 1 장 서론	1
제 2 장 선행연구	5
2.1 과학 기술 인력의 정의 .....	5
2.2 과학 기술 인력의 공급 .....	6
제 3 장 연구 방법론	8
3.1 과학 기술 인력의 정의.....	8
3.2 과학 기술 인력의 공급 추정.....	9
3.3 고급 과학 기술 인력의 공급 추정.....	17

제 4 장 연구 결과	19
4.1 과학 기술 인력의 공급 추정.....	19
4.2 고급 과학 기술 인력의 공급 추정.....	41
제 5 장 결론	51
참고문헌	54
Abstract	59

## 표 목차

표 4.1	2021년부터 2027년까지 고등학교 3학년의 수 추정 결과.....	19
표 4.2	이동 산술평균 진학률 추정 MAPE 오차.....	20
표 4.3	이동 기하평균 진학률 추정 MAPE 오차.....	20
표 4.4	2021년부터 2028년까지 이공계열 대학의 입학생 수 추정 결과.....	21
표 4.5	기하평균으로 2년 ~ 9년간의 추세를 반영한다고 가정했을 때 MAPE.....	22
표 4.6	2030년까지 연도별 전문대 및 일반대 졸업생 수 추정 결과.....	23
표 4.7	실제 졸업생 수와 추정된 졸업생 수 비교(2020년).....	29
표 4.8	KEISIM 모델과 본 연구 모델의 추정 MAPE 비교.....	30
표 4.9	기하평균으로 추정된 석사 졸업생 수 추정 MAPE 오차값.....	31
표 4.10	2030년까지 연도별 석사 졸업생 수 추정 결과.....	32
표 4.11	실제 석사 졸업생 수와 추정된 석사 졸업생 수 비교.....	34
표 4.12	2년 ~ 6년간의 추세를 반영하였을 때 박사 추정 오차 MAPE 값.....	34
표 4.13	2030년까지 연도별 박사 졸업생 수 추정 결과.....	35
표 4.14	실제 박사 졸업생 수와 추정된 박사 졸업생 수 비교(2020년).....	37
표 4.15	2030년까지 연도별 신규 이공계 인력 수 추정 결과.....	38
표 4.16	$\alpha_n$ 과 n년도 총 인구수와의 상관관계 분석 결과.....	41
표 4.17	$\alpha_n$ (y축)과 n년도 총 인구수(x축)의 회귀분석 결과.....	42
표 4.18	2020, 2021, 2025, 2030년의 한국의 상근 연구원 수 추정(인구비례 가정).....	43
표 4.19	$\alpha_n$ 과 n년도 총 GDP와의 상관관계 분석 결과.....	45



표 4.20	$\alpha_n$ (y축)과 n년도 총 GDP(x축)의 회귀분석 결과.....	46
표 4.21	2020, 2021, 2025, 2030년의 한국의 상근 연구원 수 추정(총 GDP비례 가정)	46
표 4.22	기하 평균으로 2년 ~ 5년간의 트렌드를 반영한다고 가정 시 MAPE 오차...	48
표 4.23	2020, 2021, 2025, 2030년의 한국의 상근 연구원 수 추정(2년 기하평균 가정)	48

## 그림 목차

그림 1.1	2010년부터 2018년까지 주요 국가들의 GDP 대비 R&D 투자 비율.....	3
그림 1.2	연구 방법 흐름도 .....	4
그림 3.1	신규 과학 기술 인력의 공급 추정 방법 흐름도 .....	9
그림 3.2	이공계 분야의 석·박사 인력 추정 방법 흐름도 .....	15
그림 4.1	2030년까지 연도별 전문대 남자 졸업생 수 추정 .....	24
그림 4.2	2030년까지 연도별 전문대 여자 졸업생 수 추정 .....	24
그림 4.3	2030년까지 연도별 일반대 남자 졸업생 수 추정 .....	25
그림 4.4	2030년까지 연도별 일반대 여자 졸업생 수 추정 .....	25
그림 4.5	2030년까지 연도별 전문대 졸업생 수 추정 .....	26
그림 4.6	2030년까지 연도별 일반대 졸업생 수 추정 .....	26
그림 4.7	2030년까지 연도별 전문대 + 일반대 졸업생 수 추정 .....	27
그림 4.8	2030년까지 연도별 전문대 졸업생 수 추정 .....	28
그림 4.9	2030년까지 연도별 일반대 졸업생 수 추정 .....	28
그림 4.10	2030년까지 연도별 석사 졸업생 수 추정 .....	33
그림 4.11	2030년까지 연도별 석사 남자 졸업생 수 추정 .....	33
그림 4.12	2030년까지 연도별 석사 여자 졸업생 수 추정 .....	33
그림 4.13	2030년까지 연도별 박사 졸업생 수 추정 .....	36
그림 4.14	2030년까지 연도별 박사 남자 졸업생 수 추정 .....	37

그림 4.15	2030년까지 연도별 박사 여자 졸업생 수 추정.....	37
그림 4.16	2030년까지 이공계 신규 총 인력 수 추정.....	39
그림 4.17	2030년까지 이공계 신규 총 남자 인력 수 추정.....	40
그림 4.18	2030년까지 이공계 신규 총 여자 인력 수 추정.....	40
그림 4.19	$\alpha_n$ 과 n년도 총 인구 수와의 관계 .....	42
그림 4.20	한국 및 OECD 국가들의 FTE 대비 1인당 GDP(인구비례 가정).....	44
그림 4.21	$\alpha_n$ 과 n년도 총 GDP 사이의 상관관계.....	46
그림 4.22	한국 및 OECD 국가들의 FTE 대비 1인당 GDP(총 GDP 비례 가정) ..	47
그림 4.23	한국 및 OECD 국가들의 FTE 대비 1인당 GDP(2년 기하평균 가정) ....	49

# 제 1 장 서론

한국의 눈부신 경제 발전의 원동력은 누구나 혜택을 받을 수 있는 공교육을 통한 지속적인 인재 양성이었다. 특히 과학 기술 교육을 통한 이공계 인력의 육성은 전쟁의 폐허 속에서 허덕이던 한국을 오늘날 세계 10위권의 경제 대국으로 일으켜 세우는 밑거름이 되었다. 한국의 지난 약 반세기 동안의 기적적인 부흥은 전후 급격히 늘어난 생산 가능 인력을 체계적인 교육 시스템을 통해 효과적으로 육성한 덕분이라고 볼 수 있다.

한국의 GDP 대비 과학 기술 투자는 2020년 현재 전세계 국가들 중 가장 앞선 위치에 있다. 그림 1.1에서 제시된 OECD 통계에 따르면 GDP 대비 R&D가 차지하는 비율은 2010년에 일본을 추월하였으며, 2018년을 기준으로 이스라엘을 제외한 모든 나라들보다 GDP 대비 높은 R&D 투자 비율을 보였다[2]. 또한 OECD의 통계에 따르면 2018년의 한국의 경제활동인구 1000명 당 상근 연구원의 수는 15.2명으로 OECD 평균인 8.9명을 상회하며 15.7명인 덴마크와 함께 세계 최고 수준을 기록하였다[3].

하지만 21세기에 접어들면서 세계 속에 우뚝 선 한국의 앞날에 인구 감소라는 암운의 그림자가 깃들고 있다. 인구의 고령화 및 출산율의 감소는 세계 주요 선진국들이 공통적으로 겪고 있는 성장의 후유증이지만, 유독 한국의 앞날에 드리운 인구 절벽이라는 난제는 지금껏 이룩해 온 지속적인 경제 성장에 커다란 물음표를 던지고 있는 실정이다.

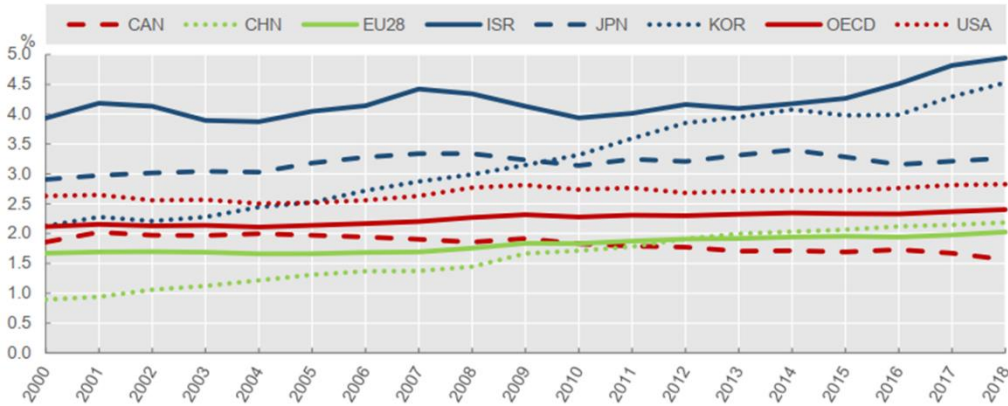
통계청이 2020년 11월에 발표한 인구동향에 따르면, 2020년의 한국의 합계

출산율은 0.84명을 기록하며 1970년에 출생 통계를 작성한 이래 최저치를 기록하였다[4]. 인구를 현상 유지하기 위해 필요한 합계 출산율은 2.1명이지만 한국은 이의 절반에도 미치지 못하며, 초저출산 기준인 1.3명에도 훨씬 못 미치는 합계 출산율을 보이고 있다. 해당 자료에 따르면 한국은 2019년 11월부터 인구 감소 추세에 들어선 것을 확인할 수 있다. 출생아의 수를 사망자의 수가 앞지르면서 총 인구수가 지속적으로 감소하는 시기에 들어서게 된 것이다. 이와 같은 저출산 문제가 지속됨에 따라 한국의 학령 인구도 지속적으로 감소하는 추세에 있으며, 한국교육과정평가원의 통계에 따르면 수능 응시자의 수는 2011년 약 67만명을 기록한 이후로 꾸준히 감소하여 2021년에는 42만명으로 최저치를 기록한 것을 확인할 수 있다[5].

현재 글로벌 산업 환경은 IT 기술과 인공지능(AI) 기술에 힘입은 4차 산업혁명 시대의 도래로 고효율 고부가 가치의 새로운 산업 체계가 자리를 잡아가고 있다. 이러한 4차 산업으로의 급격한 전환의 시대에 대응하기 위해 한국의 산업 발전은 관련 기술을 숙지한 고급 과학 기술 인력의 충분한 공급이 반드시 필요한 실정이다. 하지만 현재 한국의 인구 구조는 앞서 언급한 저출산과 그로 인한 학령인구 부족과 고령화 등의 문제로 인해 4차 산업혁명 인력의 원활한 공급을 보장할 기초 토양이 부실화 되고 있는 어려움에 처해 있다. 앞서 언급한 바와 같이 학령 인구는 지난 10년간 약 30%가 감소하였고, 이로 인한 과학 기술 인력의 공급 감소로 이공계 핵심 인력의 고령화가 예상되고 있다.

과연 한국이 당면한 인구 감소의 격랑을 잘 헤치고 나아가 세계의 강국으로 발전해 나갈 수 있을까? 4차 산업과 관련하여 우리나라가 충분한 인적, 물적 자원을 가지고 있는지 추가적으로 검증해 볼 필요가 있으며, 향후 전개될 상황을 예측해 볼

필요가 있다. 본 연구는 미래 과학 기술 인력의 공급 예측과 4차 산업 혁명 시대의 핵심 산업 인력의 공급 예측을 통해 위 질문의 해답에 접근하고자 한다.



Source: OECD Main Science and Technology Indicators Database, 28 February 2020. <http://oe.cd/msti>

그림 1.1: 2010년부터 2018년까지 주요 국가들의 GDP 대비 R&D 투자 비율

본 논문에서는 이와 같이 중요한 역할을 하게 될 한국의 과학 기술 인력을 정의해 보고, 과거 및 현재의 학령 인구 구조를 바탕으로 향후 10년간의 과학 기술 인력의 공급을 예측해 보고자 한다. 예측한 이공계 인력의 공급을 바탕으로 연도별 상근 연구원(Full time equivalent, FTE)의 수를 구하고, 이를 GDP 규모와 연관하여 분석해 보았다. OECD 국가들을 포함한 세계 여러 나라의 ‘인구 1000명당 FTE 대비 1인당 GDP’를 2018년을 기준으로 2차원 좌표에 나타냄으로써 한국과 다른 OECD 국가들 간의 과학 기술 인력 대비 GDP 규모를 시각적으로 파악해 보았으며, 2021년, 2022년, 2025년, 2030년을 거쳐 한국이 변해갈 모습을 2018년의 세계 상황의 기준에서 살펴볼 수 있었다. 향후 10년간 공급될 과학 기술 인력의 수와 FTE 수의 예측을 통해 저출산으로 인한 학령 인구의 감소와 고령화 등의 인구 구조 변화를 겪고

있는 한국의 4차 산업을 이끌어 갈 인력의 공급 추이를 도출해 보았다. 본 논문의 연구 흐름도를 정리해 보면 아래의 그림 1.2와 같다.



그림 1.2: 연구 방법 흐름도

본 연구는 비교적 직관적인 방법을 통해 미래의 과학 기술 인력을 예측함으로써 향후 진로를 선택해야 하는 학생들에게 정보를 제공할 수 있으며, 국가에서 교육 정책 수립 및 일자리 창출 정책을 수립할 때에 참고 자료로 활용할 수 있을 것이다. 연구 기관 및 기업에서도 향후 공급될 것이라 생각되는 과학 기술 인력의 변화의 예측을 통해 신규 인력의 채용 및 조직 구조 개편에 참고자료로 활용할 수 있을 것이라 기대된다. 최근 국내 지방 대학들의 지원자 미달 사태에서 볼 수 있는 것처럼, 학령 인구의 변화에 직접적으로 영향을 받는 대학들의 경우 신입생 모집 규모 및 향후의 학교 운영 방향을 정하는 데에도 참고자료로 활용할 수 있을 것이라 생각된다.

## 제 2 장 선행연구

### 2.1 과학 기술 인력의 정의

과학 기술 인력의 정의는 크게 두 개의 기준을 중심으로 구성되어 있으며, 이는 현재 종사하고 있는 직종과 과학 기술 분야에 기여할 수 있는 개인의 자격으로 나뉜다. OECD에서 발간한 캔버라 매뉴얼(Canberra Manual)에 따르면, 과학 기술 인적 자원(Human Resources in Science and Technology)을 직종과 자격을 모두 고려하여 과학 기술 분야의 고등교육을 성공적으로 마친 자 이거나 이에 해당하지 않더라도 해당 자격 요건을 갖춘 자가 취업하는 직종에 종사하고 있는 자를 통틀어 과학 기술 인적 자원으로 정의하였다[6]. UNESCO의 경우 과학 기술 인력(Scientific and Technical Personnel)의 정의를 직종을 기준으로 하고 있으며, 특정 기관 및 부문에서 직접 과학 기술 활동에 참여하거나 혹은 이에 대한 용역의 보수를 받고 있는 인력의 총 수를 과학 기술 인력으로 정의하였다[7]. 국내의 경우 ‘국가 과학 기술 경쟁력 강화를 위한 이공계 지원 특별법’의 제2조에 근거한 이공계 인력이 공식적인 정의로 활용되고 있다[8]. 여기서 이공계 인력이라 함은 이학, 공학 분야 및 이와 관련된 학제간의 융합 분야를 전공한 사람으로, 전문대학 이상의 교육기관에서 이공계 분야의 학위 또는 국가기술자격법에 의한 산업기사 또는 이에 동등한 자격 이상을 보유한 자를 의미한다. 이와 같이 과학 기술 인력의 정의는 관련 통계를 내는 목적에 따라 다양한 정의들이 활용되고 있음을 확인할 수 있다.



## 2.2 과학 기술 인력의 공급

적절한 인력의 공급은 산업 발전에 있어 필수적인 요소인 만큼, 선진국들의 경우 인력 공급의 예측의 중요성을 인지하여 과거부터 지속적으로 과학 기술 인력의 공급을 예측하고 있다. 미국의 경우 BLS(Bureau of Labor Statistics) 분석을 통해 매년 조사 년도로부터 향후 10년 동안의 고용 전망을 진행하고 있으며[9], 과학 기술 인력의 정의는 2.1에서 언급한 OECD의 캔버라 매뉴얼의 정의와 같다. 해당 정의의 직종의 조건을 만족하는 인력은 BLS에서 계산한 노동 참여율의 추정치에 Census Bureau에서 예측한 인구 추정치를 곱하여 나이, 성별, 인종 별 과학 기술 분야에서 일하는 인력의 수를 추정하고 있으며, 노동 참여율 추정 시 과거 노동 참여율 데이터를 로지스틱 회귀분석을 통해 외삽법으로 추정하고 있다. 캔버라 매뉴얼 정의의 자격 요건을 만족하는 인력은 NCES(National Center for Education Statistics)에서 미국 전체 및 각 주 별 추후 10년 동안의 대학 입학생의 추정치를 발표하고 있으며, first-order autocorrelation model을 사용하여 성별, 나이별로 예측을 진행하고 있다[10]. 이 외에도 네덜란드의 ROA 인력 예측 모형[11], 영국의 IER 인력 예측 모형[12], 독일의 IAB 인력 예측 모형[13] 등 많은 선진국에서 다양한 모형을 활용하여 과학 기술 인력의 공급 및 수요를 예측하고 있다.

Jiraporn Yingkuachat (2007)은 Bayesian Belief Networks를 활용하여 학부생의 졸업을 예측하는 확률 모형을 제시하였으며[14], Gloria Crisp (2017)은 Bayesian Modeling 방법론을 통해 4년제 대학의 졸업 비율을 예측하였다[15]. 국내의 경우 2012년 이후로 자체 개발하여 구축한 미시모의실험 모형인 KEISIM을 이용해 격년으로 향후 10년 동안의 인력 수급 전망을 수행하고 있다[16]. KEISIM은 동태적 순차 모형으로, 출산, 교육, 노동시장 참가 여부 등 다양한 개인의 행태에 대한 누적

데이터가 필요하다. 대학 진학 시 전문대, 4년제, 미 진학 구분을 실제 진학 수치에 기반한 추정이 아닌 청년 패널 조사의 결과를 활용할 뿐 아니라 군 입대를 병무청의 통계를 이용해 임의 할당하고 전문대 3학년 진학률을 15%로 가정하고 진행하는 등 전제 조건이 많이 들어간다는 한계가 있다.

대표적인 사망률 예측 모델인 Lee-Carter model의 구조를 보면 미래의 연도별 사망자 수를 예측하기 위해서 각 연도별 연령대에 따라 사망률을 각각 예측하여 이를 연령별 인구수에 곱하여 연도별로 각 연령대별 사망자 수를 예측하고 이를 모두 더하여 연도별로 전체 사망자 수를 예측하는 방법을 사용하였다[17]. 해당 모델은 미국만이 아니라 영국, 웨일스, 이탈리아, 스웨덴, 아르헨티나 등 다양한 국가에서 사망률을 추정하기 위한 방법으로 사용되었으며, 다양한 형태로 확장되었음을 확인할 수 있다[18, 19, 20, 21, 22, 23, 24]. 본 연구에서는 연도별 대학 졸업생 수를 예측하기 위해서 해당 model과 같이 대학 졸업 연도별, 졸업에 소요된 기간별로 졸업 비율을 각각 예측하여 최종 졸업생 수를 예측하는 방식을 사용하였다.

## 제 3 장 연구 방법론

### 3.1 과학 기술 인력의 정의

본 연구에서는 과학 기술 인력을 OECD의 정의와 국내에서 공식적으로 활용하고 있는 ‘이공계 인력’의 정의를 참고하여 정의하였다. 본 연구에서 ‘과학 기술 인력’이란 이공계 분야를 전공한 전문 학사 이상의 학위를 가진 사람들을 의미한다. 현재 어느 분야에서 일하고 있는지, 취업자인지 혹은 미취업자인지와 관계없이 과학 기술 분야에서 언제든지 일할 수 있는 최소한의 자격 및 가능성을 지니고 있는 사람들을 통칭하는 의미로 사용하였다.

이는 이공계 분야를 전공한 일정 수준 이상의 교육을 받은 사람들을 잠재적인 과학 기술 분야의 인력으로 보는 관점에서의 정의라고 할 수 있다. 학위 계열 분류의 경우 교육부에서 1960년부터 매년 발행하고 있는 ‘교육통계연보’를 기준으로 하였으며, 해당 연보에서는 전공분야를 크게 인문, 사회, 교육, 공학, 자연, 의약, 예체능 계열로 분류하고 있다<sup>25)</sup>. 이 중 공학, 자연, 의약 계열을 이공계 분야로 고려하여 해당 분야를 전공하여 전문학사 이상의 학위를 가진 사람들을 ‘과학 기술 인력’으로 정의하였다.

전문학사 이상의 학위 소지자는 교육통계연보를 기준으로 보면 크게 두 분류로 나뉘는데, 전문대학교 졸업생과 4년제 대학교 졸업생이다. 본 연구에서 정의한 ‘과학 기술 인력’을 최종적으로 정리하자면 공학, 자연 및 의약 계열을 전공하여 전문학사 및 4년제 학사 학위를 지닌 사람들을 의미한다. 편의상 전문대학교를 전문대, 4년제 대학을 일반대로 표기할 것이다.

### 3.2 과학 기술 인력의 공급 추정

3.1에서 정의한 바에 따르면, 매년 신규로 공급되는 과학 기술 인력이란 해당 년도에 이공계 분야를 전공한 전문대학 이상의 교육 기관의 졸업자 수를 의미한다. 본 연구는 향후 10년간 2020년부터 2030년까지의 연도별 신규 과학 기술 인력의 공급을 추정하였다. 추정 방법의 흐름도는 아래 그림 3.1과 같다.

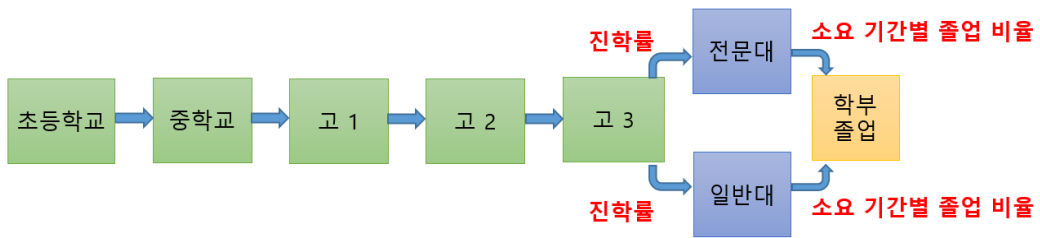


그림 3.1: 신규 과학 기술 인력의 공급 추정 방법 흐름도

먼저 2021년부터 2027년까지 약 8년간의 고등학교 3학년의 수를 추정해 보았다. 한국교육개발원에서 발행한 교육통계분석자료집에 따르면 2010년부터 2019년까지 최근 10년간 초등학교에서 중학교로 진학하는 진학률은 모두 100%이며, 중학교에서 고등학교로 진학하는 진학률은 약 99.7%로 이탈이 거의 없음을 확인할 수 있다[26]. 이에 본 연구에서는 초등학교에서 중학교, 중학교에서 고등학교의 진학률을 모두 100%라고 가정하였으며, 각 단계 내에서도 유입 및 이탈이 없다고 가정하였다. 해당 가정에 따르면 2020년의 중학교 3학년의 수는 2023년의 고등학교 3학년의 수가 되고, 2020년의 초등학교 6학년의 수는 2026년의 고등학교 3학년의 수가 되며 2020년의 초등학교 5학년의 수는 2027년의 고등학교 3학년의 수가 된다. 2020년의 학년별 학생 수는 앞서 학위 계열 분류의 기준으로 사용한 교육통계연보의 데이터를 사용하였다.

이공계열 전공의 대학 신입생 및 졸업생 수 추정 방법 설명에 앞서 본 연구에서 사용한 추정 모델을 설명하고자 한다. 특정 연도에 교육과정을 시작하거나 끝마친 남녀 학생 수를 구분하는 변수를  $XYZ_n$ 의 형식으로 나타내는데 그 표현 방식은 다음과 같다.  $X$ 는 학생이 속한 교육과정을 의미하는데, H는 고등학교 3학년, J는 전문대학교 이공계열, C는 4년제 일반 대학교 이공계열, M은 석사 이공계열, D는 박사 이공계열로 구분된다.  $Y$ 는 학생의 성별을 의미하며, M은 남자, F는 여자로 구분된다.  $Z$ 는 학생이 입학생인지 졸업생인지를 구분하며, E는 입학생을, G는 졸업생을 의미한다. 끝에 나오는 아래 첨자  $n$ 은 해당 연도를 나타낸다. 예를 들어,  $HF_n$ 는  $n$ 년도의 고등학교 3학년 여학생의 수를 의미하며,  $CFE_n$ 는  $n$ 년도의 4년제 일반 대학교 이공계열 여자의 입학생 수를,  $JMG_n$ 는  $n$ 년도의 전문대학교 이공계열 남자의 졸업생 수를 의미한다. 남자와 여자를 구분하여 추정하는 이유는 남녀 간의 이공계열 대학 진학률이 다르고, 남학생들의 경우 병역의무로 인해 입학 후 대학졸업까지 소요되는 기간이 평균적으로 여자에 비해 늦는 편이기 때문이다. 기존의 과학 기술 인력 추정 연구들에서도 대부분 남자와 여자를 구분하여 추정하는 것을 확인할 수 있다[27, 28].

앞으로는 편의상 전문대학교의 경우 전문대, 4년제 일반 대학의 경우 일반대로 표기한다. 또한 별다른 언급이 없을 시 모두 이공계열 학생에 대한 논의인 것으로 간주한다. 대학 입학생의 수를 추정하기 위해 필요한 진학률은 식 (3.1), (3.2), (3.3), (3.4)와 같이 정의한다.

$$n\text{년도 남자 전문대 진학률} = \frac{JME_n}{HM_{n-1}} \quad (3.1)$$

$$n\text{년도 남자 일반대 진학률} = \frac{CME_n}{HM_{n-1}} \quad (3.2)$$

$$n\text{년도 여자 전문대 진학률} = \frac{JFE_n}{HF_{n-1}} \quad (3.3)$$

$$n\text{년도 여자 일반대 진학률} = \frac{CFE_n}{HF_{n-1}} \quad (3.4)$$

식에서 확인할 수 있는 것처럼, 진학률은 전년도 고등학교 3학년의 수와 해당 년도의 대학 신입생 수 사이의 비율을 의미한다. 실제로는 고등학교를 졸업한 후 대학을 바로 진학하지 않고 취직을 하거나, 재수를 하는 학생들도 있겠지만 반대로 대학을 진학하지 않고 취직을 하거나 재수를 하던 학생들이 대학에 입학하는 경우도 있을 것이다. 본 연구에서는 그 두 집단이 서로 상쇄될 것이라고 가정하였다. 결과적으로 대학 신입생 수를 추정할 시 개개인의 이러한 차이를 모두 고려하기보단 전년도 고등학교 3학년 수와 해당 년도의 대학 신입생 수의 비율의 변화를 예측하는 것에 주안점을 두었다고 볼 수 있다.

국내의 교육과정이나 입시 제도의 경우 단기간에 변화하지는 않으며, 각 대학별 정원의 경우에도 눈에 띄는 변화가 있기 위해서는 긴 기간이 필요하다. 즉, 향후 10년간의 진학률의 변화는 이러한 외부 요인의 영향력은 미미한 편이며, 학생들이 이공계열 진학을 얼마나 선호하는지에 영향을 받게 될 것이다. 이러한 가정을 바탕으로 하여 미래의 진학률은 최근의 추세를 반영할 것이라고 가정하였다. 즉 최근 몇 년간의 진학률이 현재의 진학률에 영향을 줄 것이라는 것이다.

이러한 가정을 바탕으로 본 연구에서는 최근 몇 년간의 진학률을 산술·기하평균을 하여 미래의 진학률을 예측하는 이동 평균 방식으로 추정하였다. 두 가지 계산 방법 중 어떤 방식이 더 정확할 것인지, 그리고 몇 년 단위로 반영하는 것이 더 정확할 것인지를 확인하기 위해 같은 방식으로 과거 데이터를 통해 2010년부터 2019년까지의 진학률을 추정하였고, 이렇게 얻은 추정치와 실제 진학률을 사용하여 계산한 MAPE 값을 계산 방법 및 반영 년 수 별로 서로 비교해 보았다. 계산 결과는 4장에서 확인할 수 있을 것이며, 결과적으로 본 연구에서는 최근 2년간의 진학률을 이동 평균의 방식으로 기하평균을 하여 진학률을 추정하였다. 그리고 추정한 진학률에

고등학교 3학년의 수를 곱하여 미래의 대학 신입생 수를 추정하였다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$n+1\text{년도 전문대 남자 입학생 수 추정 } \widehat{JME}_{n+1} = \prod_{j=0}^1 \left( \frac{JME_{n-j}}{HM_{n-1-j}} \right)^{1/2} HM_n \quad (3.5)$$

$$n+1\text{년도 일반대 남자 입학생 수 추정 } \widehat{CME}_{n+1} = \prod_{j=0}^1 \left( \frac{CME_{n-j}}{HM_{n-1-j}} \right)^{1/2} HM_n \quad (3.6)$$

$$n+1\text{년도 전문대 여자 입학생 수 추정 } \widehat{JFE}_{n+1} = \prod_{j=0}^1 \left( \frac{JFE_{n-j}}{HF_{n-1-j}} \right)^{1/2} HF_n \quad (3.7)$$

$$n+1\text{년도 일반대 여자 입학생 수 추정 } \widehat{CFE}_{n+1} = \prod_{j=0}^1 \left( \frac{CFE_{n-j}}{HF_{n-1-j}} \right)^{1/2} HF_n \quad (3.8)$$

n값이 증가함에 따라 해당 식의 대입 값이 미래의 값인 경우 앞서 구한 추정치를 대입하여 계산하였다. 2020년부터 2030년까지의 대학 졸업생 수를 추정하기 위해서는 2028년까지의 대학 입학생 수가 필요하기 때문에 2021년부터 2028년까지의 대학 입학생 수를 해당 식들을 통해 추정하였다. 계산하여 나온 값은 반올림하여 사용하였고, 그 결과는 4장에서 확인할 수 있다.

다음으로 해당 연도에 입학한 입학생들이 언제 졸업을 하게 될 것인지를 추정하여 최종적으로 연도별 졸업생 수를 구하였다. 추정에 사용한 데이터는 학생 수 데이터를 가져온 자료와 같은 자료인 교육부에서 발행한 교육통계연보에 연도별로 정리되어 있는 연령별 졸업생 수를 사용하였다. 본 연구에서는 대학 입학 시의 입학생들의 연령은 모두 만 18세라고 가정하였다. 앞서 진학률을 추정할 때 언급한 가정과 마찬가지로, 실제로는 만 18세 이전에 입학하는 학생과 그 이후에 입학하는 학생들도 있을 테지만 이러한 개개인의 차이를 모두 고려하는 것보단 기준점을 잡고 이를 바탕으로 졸업하는 비율을 추정하는 것이 최종적으로 구하고자 하는 졸업생 수 추정에 유용하기 때문에 이와 같이 가정하였다. 실제로도 과거 데이터를 이용하여 본 연구에서 사용한 방법으로 과거 졸업생 수를 소급 추정해본 결과 MAPE 오차 값이

약 1% ~ 4% 정도로 크지 않음을 알 수 있었다.

이러한 가정을 바탕으로 확인해 본 결과 졸업에 소요되는 기간은 전문대의 경우 최소 2년에서 최대 10년인 것으로 확인 되었다. 그 이외의 기간을 수확한 졸업생 수는 매우 적어 소요된 기간이 2년 미만인 학생들은 졸업에 2년이 소요된 것으로, 소요 기간이 10년을 초과하는 학생들은 졸업에 10년이 소요된 것으로 합쳐 계산하였다. 일반대의 경우 졸업에 최소 4년부터 최대 11년까지 소요되었음을 확인할 수 있었다. 해당 범위의 위아래로는 전문대 졸업생을 계산할 때와 마찬가지로 합쳐서 계산을 하였다. 이렇게 계산하면 각 연도별 총 졸업생 수 내에서 k년 걸려서 졸업한 사람의 숫자를 따로 뽑을 수 있게 된다. 여기서 k의 범위는 전문대의 경우 2부터 10까지, 일반대의 경우 4부터 11이다.

이러한 계산 과정을 통해 n년도에 졸업한 학생 중 n-k년도에 입학한 학생들의 비율을 추정하였다. 본 연구에서는 연도별로 해당 비율을 각 k에 대해 모두 추정하였으며, 이 추정치와 앞서 추정한 연도별 입학생의 수를 바탕으로 연도별 졸업생의 수를 계산하였다. 여기서 졸업생의 기간별 졸업 비율은 앞서 진학률 예측과 마찬가지로 최근 q년간의 추세를 반영한다고 가정하고 기하평균으로 계산한다. n+1년도에 졸업할 나이가 만 18+k살인 전문대 남자 졸업생 수,  $JMG_{n+1,k}$  는 식 (3.9)로 추정한다.

$$\widehat{JMG}_{n+1,k} = \prod_{j=0}^{q-1} \left( \frac{JMG_{n-j,k}}{JME_{n-j-k}} \right)^{1/q} JME_{n+1-k} \quad (3.9)$$

식 (3.9)를 이용하여, n+1년도에 졸업할 전문대 남자 졸업생 수,  $JMG_{n+1}$  은 식 (3.10)을 통해 추정한다.

$$\widehat{JMG}_{n+1} = \sum_{k=2}^{10} \widehat{JMG}_{n+1,k} \quad (3.10)$$

같은 방식으로 n+1년도에 졸업한 나이가 만 18+k살인 일반대 남자 졸업생 수,



$CMG_{n+1,k}$  는 식 (3.11)로 추정한다.

$$\widehat{CMG}_{n+1,k} = \prod_{j=0}^{q-1} \left( \frac{CMG_{n-j,k}}{CME_{n-j-k}} \right)^{1/q} CME_{n+1-k} \quad (3.11)$$

식 (3.11)을 이용하여  $n+1$ 년도에 졸업할 나이가 만 18+k살인 일반대 남자 졸업생 수,  $CMG_{n+1}$  은 식 (3.12)를 이용하여 추정한다.

$$\widehat{CMG}_{n+1} = \sum_{k=4}^{11} \widehat{CMG}_{n+1,k} \quad (3.12)$$

여자의 경우도 남자와 같은 방법으로 추정을 진행하였다. 그 결과,  $n+1$ 년도에 졸업할 나이가 만 18+k살인 전문대 여자 졸업생 수,  $JFG_{n+1,k}$  는 식 (3.13)으로 추정한다.

$$\widehat{JFG}_{n+1,k} = \prod_{j=0}^{q-1} \left( \frac{JFG_{n-j,k}}{JFE_{n-j-k}} \right)^{1/q} JFE_{n+1-k} \quad (3.13)$$

식 (3.13)을 이용하여,  $n+1$ 년도에 졸업할 전문대 여자 졸업생 수,  $JFG_{n+1}$  은 식 (3.14)를 통해 추정한다.

$$\widehat{JFG}_{n+1} = \sum_{k=2}^{10} \widehat{JFG}_{n+1,k} \quad (3.14)$$

같은 방식으로  $n+1$ 년도에 졸업한 나이가 만 18+k살인 일반대 여자 졸업생 수,  $CFG_{n+1,k}$  는 식 (3.15)로 추정한다.

$$\widehat{CFG}_{n+1,k} = \prod_{j=0}^{q-1} \left( \frac{CFG_{n-j,k}}{CFE_{n-j-k}} \right)^{1/q} CFE_{n+1-k} \quad (3.15)$$

식 (3.15)를 이용하여  $n+1$ 년도에 졸업할 나이가 만 18+k살인 일반대 여자 졸업생 수,  $CFG_{n+1}$  은 식 (3.16)을 통해 추정한다.

$$\widehat{CFG}_{n+1} = \sum_{k=4}^{11} \widehat{CFG}_{n+1,k} \quad (3.16)$$

대학 신입생 추정과 마찬가지로  $n$ 값이 증가함에 따라 식의 대입 값이 미래의 값인 경우 앞서 구한 추정치를 대입하여 계산하였다.  $q$ 값을 정하기 위해 과거의 실제 졸업생 수 데이터를 바탕으로 추세 반영 년 수(식 (3.9), (3.11), (3.13), (3.15)의  $q$ 값 별 MAPE 값을 계산하여 비교해 보았다. 연령별 졸업생 수 데이터의 경우 최대로 반영

가능한 년 수가 9년이라  $q$ 를 2부터 9까지를 두고 계산하였다. 계산 결과는 4장에 있으며, 비교 결과 MAPE 값이 제일 낮은  $q$ 를 채택하여 최종적으로 2020년부터 2030년까지 연도별 졸업생 수를 전문대, 일반대 및 성별로 추정하였다.

이러한 과정을 통해 구한 향후 10년간 이공계 분야의 학사 졸업생 추정 값을 바탕으로 2020년부터 2030년까지 향후 10년간 이공계 분야의 석·박사 인력의 공급도 추정해 보았다. 추정 방법은 대학 진학률 및 신입생 수 추정에서 사용한 방법과 유사한 방법을 적용하였다. 단지 신입생 수 추정 시에는 고등학교 3학년에서 대학교 1학년의 비율 계산 시 1년 단위로 계산하였으나, 석사의 경우 2년, 박사의 경우 5년의 간격을 두고 비율을 계산하고 추정하였다. 비율 추정 방법은 동일한 방법으로 최근의 추세를 반영한다고 가정하고 과거 데이터를 같은 방식으로 추정하여 가장 작은 MAPE 오차 값을 갖는 기간을 사용하였다.

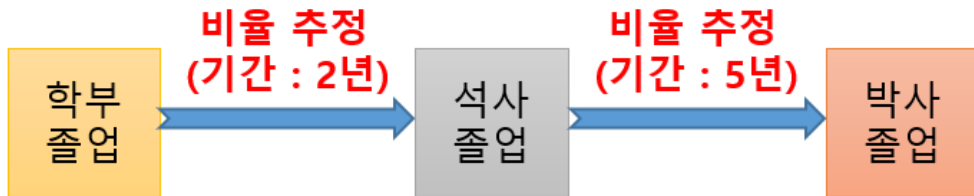


그림 3.2: 이공계 분야의 석·박사 인력 추정 방법 흐름도

식 (3.17)은  $n+1$ 년도에 졸업할 남자 석사 졸업생 수,  $MMG_{n+1}$ 의 추정 값, 식 (3.18)은  $n+1$ 년도에 졸업할 여자 석사 졸업생 수,  $MFG_{n+1}$ 의 추정 값이다.

$$\widehat{MMG}_{n+1} = \prod_{j=0}^q \left( \frac{MMG_{n-j}}{JMG_{n-2-j} + CMG_{n-2-j}} \right)^{1/q} (JMG_{n-1} + CMG_{n-1}) \quad (3.17)$$

$$\widehat{MFG}_{n+1} = \prod_{j=0}^q \left( \frac{MFG_{n-j}}{JFG_{n-2-j} + CFG_{n-2-j}} \right)^{1/q} (JFG_{n-1} + CFG_{n-1}) \quad (3.18)$$

식에서 확인할 수 있는 바와 같이 석사 졸업생 수를 추정할 때 일반대 졸업생 수만이 아니라 전문대 졸업생 수도 반영하여 최근 2년간의 기하평균 값으로 추정하였다. 이는 대학 신입생 및 졸업생 수 추정과 마찬가지로 과거 데이터를 사용하여 검증한 결과 전문대 졸업생 수를 포함하고 추세 반영 년 수를 2년으로 하였을 때 가장 작은 MAPE 값을 보였기 때문이다. 이러한 현상이 나타난 원인은 명확히 답하긴 힘들다, 석사 입학생 중에 적지 않은 수가 학점은행 및 야간학교 등의 방법으로 4년제 학사 학위 자격을 취득한 전문대 졸업생이기 때문에 이러한 결과가 나타났을 것이라 추측할 수 있다.

박사 졸업생 수 추정에도 마찬가지로 석사 졸업생 수와 박사 졸업생 수의 비율을 통해 추정하였다. 반영 년 수의 경우 마찬가지로 MAPE 값을 비교해 본 결과, 최종적으로 최근 5년 단위로 반영하는 것이 효과적임을 확인할 수 있었다. 식 (3.19)는  $n+1$ 년도에 졸업할 남자 박사 졸업생 수,  $DMG_{n+1}$  의 추정 값이고 식 (3.20)은  $n+1$  년도에 졸업한 여자 박사 졸업생 수,  $DFG_{n+1}$ 의 추정 값이다.

$$\widehat{DMG}_{n+1} = \prod_{j=0}^4 \left( \frac{DMG_{n-j}}{MMG_{n-5-j}} \right)^{1/5} MMG_{n-4} \quad (3.19)$$

$$\widehat{DFG}_{n+1} = \prod_{j=0}^4 \left( \frac{DFG_{n-j}}{MFG_{n-5-j}} \right)^{1/5} MFG_{n-4} \quad (3.20)$$

앞서 추정한 값들을 이용하여 이공계 전문대, 일반대, 석사, 박사 학위를 모두 포함한 연도별 이공계 신규 인력의 배출을 추정할 수 있다. 해당  $n$ 년도의 이공계 신규 인력 수,  $TG_n$  은 식 3.21을 통해 구할 수 있다.

$$TG_n = (JMG_n + JFG_n) + (CFG_n + CMG_n) + (MMG_n + MFG_n) + (DFG_n + DMG_n) \quad (3.21)$$

### 3.3 고급 과학 기술 인력의 공급 추정

3.2에서 추정한 결과들을 바탕으로 본 연구에서는 최종적으로 향후 10년간, 2030년까지 상근 연구원 수, FTE(Full-time equivalent)를 추정해 보았다. 이는 OECD에서 기준으로 삼는 지표로, 연구원으로 근무하는 사람들의 총 근무 시간을 상근 연구원의 주당 근무시간으로 나눈 값을 나타낸다[29]. FTE의 계산 방식을 보았을 때 이는 비상근 연구원들의 연구 시간이 고려된 해당 국가의 상근 연구원 수를 의미한다고 볼 수 있다. 본 연구에서는 과학 기술 분야에 한정하지 않고 모든 분야의 상근 연구원 수를 추정하였다. 국내에서 2019년에 발행한 ‘2018년 우리나라와 주요국의 연구개발인력 현황 비교’에 따르면, 상근 연구원의 구성 비율은 이공계열이 약 90%이며 기타 분야가 약 10%이다[30]. 즉, 상근 연구원 수의 대부분은 과학 기술 분야의 연구인력임을 알 수 있다. 과학 기술 분야의 고급 인력이라고 볼 수 있는 상근 연구원의 수는 본 연구에서 추정한 총 상근 연구원의 수에 비례할 것이라는 것을 알 수 있다.

본 연구에서는 2020년, 2021년, 2025년 그리고 2030년의 한국의 상근 연구원 수를 추정하였으며, 해당 추정 결과를 가장 최근 데이터인 2018년의 OECD 국가들의 상근 연구원 수와 비교해보았다. 인구에 영향을 받을 수밖에 없는 상근 연구원 수의 절대적 수치가 아닌 인구 천명당 상근 연구원 수로 표준화시켜 비교하였고, 이를 해당 국가의 1인당 GDP 와 대비하여 분석하였다. 인구 천명당 FTE 대비 1인당 GDP 비교를 통해 한국이 해를 거듭할수록 2018년 기준으로 어느 국가와 유사해지는지 살펴보았다.

상근 연구원 수를 직접적으로 구하기엔 유입과 유출 인력을 정확히 알 수 없다는 제약이 존재하기 때문에, 본 연구에서는 상근 연구원 수와 이공계 분야 총 졸업생 수 비율, ( $\alpha$ )을 통해 상근 연구원 수를 추정하였다. 식 (3.22)는 해당 n년도의 비율을

나타낸다.

$$\alpha_n = \frac{FTE_n}{TG_n} = \frac{FTE_n}{(JMG_n+JFG_n)+(CFG_n+CMG_n)+(MMG_n+MFG_n)+(DFG_n+DMG_n)} \quad (3.22)$$

여기서  $FTE_n$  는 n년도의 상근 연구원 수를 의미하며, 식 (3.21)에서 정의된  $TG_n$ 은 n년도의 이공계 분야의 총 졸업생 수를 의미한다. 식 (3.22)에서 알 수 있듯이  $TG_n$  과  $\alpha_n$  의 추정 값들의 곱으로  $FTE_n$ 를 추정해 낼 수 있다.  $\alpha_n$  값이 총 인구수에 따라 변하는 경우, 총 GDP에 따라 변하는 경우, 그리고  $\alpha_n$  값 자체의 최근 추세에 영향을 받는 경우의 총 세 가지 시나리오를 통해  $\alpha_n$  를 추정하고, 최종적으로 식 (3.23)과 같이  $FTE_n$  값을 추정하였다.

$$\widehat{FTE}_n = \hat{\alpha}_n \times \widehat{TG}_n \quad (3.23)$$

## 제 4 장 연구 결과

### 4.1 과학 기술 인력의 공급 추정

먼저 2021년부터 2027년까지의 고등학교 3학년 수를 추정해 본 결과는 표 4.1과 같다. 초등학교에서 중학교, 중학교에서 고등학교의 진학률을 100%라 가정하고 2020년의 학년별 학생수를 통해 추정하였다.

표 4.1: 2021년부터 2027년까지 고등학교 3학년의 수 추정 결과

연도	고 3 남학생 수	고 3 여학생 수
2021	235,922	216,215
2022	232,176	215,057
2023	214,561	198,618
2024	222,170	207,132
2025	243,694	229,671
2026	232,023	218,792
2027	222,307	209,331

다음으로 대학 진학률을 예측하기 위한 방법론 간의 MAPE 값의 비교 결과는 표 4.2, 표 4.3과 같다. 최근 2년부터 10년의 비율이 반영된다고 가정하였을 때, 이동 산술평균과 이동 기하평균으로 2010년부터 2019년까지 진학률을 추정해 이를 실제 값과 비교를 통해 MAPE 값을 구한 결과이다. 결과값은 모두 소수점 다섯째

자리에서 반올림하여 표기하였다.

표 4.2: 이동 산술평균 진학률 추정 MAPE 오차

반영 년 수	전문대 남자	전문대 여자	일반대 남자	일반대 여자
2	0.0292	0.0320	0.0372	0.0388
3	0.0369	0.0322	0.0386	0.0509
4	0.0465	0.0342	0.0398	0.0612
5	0.0549	0.0387	0.0379	0.0715
6	0.0566	0.0369	0.0394	0.0869
7	0.0590	0.0373	0.0395	0.1002
8	0.0624	0.0441	0.0419	0.1083
9	0.0564	0.0486	0.0466	0.1195
10	0.0471	0.0504	0.0526	0.1327

표 4.3: 이동 기하평균 진학률 추정 MAPE 오차

반영 년 수	전문대 남자	전문대 여자	일반대 남자	일반대 여자
2	0.0291	0.0320	0.0373	0.0389
3	0.0367	0.0323	0.0389	0.0513
4	0.0461	0.0343	0.0401	0.0617
5	0.0543	0.0387	0.0382	0.0722
6	0.0557	0.0370	0.0398	0.0879

7	0.0579	0.0373	0.0400	0.1015
8	0.0610	0.0442	0.0424	0.1100
9	0.0548	0.0486	0.0471	0.1215
10	0.0452	0.0504	0.0531	0.1350

이동 산술평균 및 이동 기하평균 모두 최근 2년간의 추세를 반영한다고 가정하였을 때 MAPE 값이 제일 작게 나오는 것을 확인할 수 있고 양자간 비교의 경우, 큰 차이가 없음을 볼 수 있다. 본 연구에서는 최근 2년간의 이동 기하평균 방식으로 진학률을 추정하였다.

추정한 연도별 고등학교 3학년의 수와 진학률을 바탕으로 대학 입학생 수를 추정한 결과는 표 4.4와 같다. 2030년까지의 졸업생 수를 추정하기 위해서는 2028년까지의 입학생 수가 필요하기 때문에 2021년부터 2028년까지의 입학생 수를 추정하였다. 계산하여 나온 값은 반올림하여 표기하였다.

표 4.4: 2021년부터 2028년까지 이공계열 대학의 입학생 수 추정 결과

연도	전문대 남자	전문대 여자	일반대 남자	일반대 여자
2021	49,404	34,503	82,908	50,174
2022	51,673	36,835	87,931	53,714
2023	50,361	36,156	85,104	52,650
2024	46,766	33,614	79,306	48,983
2025	48,307	34,939	81,776	50,896
2026	53,052	38,805	89,886	56,537



2027	50,481	36,936	85,492	53,810
2028	48,381	35,354	81,955	51,507

다음으로는 연도별, 졸업 소요 기간 별 졸업 비율이 최소 2년부터 최대 9년간의 추세를 반영한다고 가정하였을 때, 과거 데이터를 바탕으로 2010년부터 2019년까지 졸업생 수를 추정하여 실제 값과의 비교를 통해 MAPE 값을 구한 결과를 살펴보면 표 4.5와 같다. 계산하여 나온 값은 소수점 다섯째 자리에서 반올림하여 표기하였다.

표 4.5: 기하평균으로 2년 ~ 9년간의 추세를 반영한다고 가정했을 때 MAPE

반영 년 수	전문대 남자	전문대 여자	일반대 남자	일반대 여자
2	0.0418	0.0179	0.0276	0.0338
3	0.0483	0.0241	0.0327	0.0381
4	0.0543	0.0332	0.0345	0.0409
5	0.0614	0.0401	0.0406	0.0449
6	0.0749	0.0470	0.0435	0.0465
7	0.0889	0.0534	0.0492	0.0501
8	0.1026	0.0616	0.0578	0.0582
9	0.1116	0.0639	0.0679	0.0663

진학률 예측과 마찬가지로 연도별, 졸업 소요 기간 별 졸업 비율의 경우 최근 2년간의 추세를 반영한다고 가정하고 예측한 것이 MAPE 값이 제일 작게 나오는 것을 확인할 수 있다. 이를 바탕으로 연도별, 졸업 소요 기간 별 졸업 비율을 예측할

경우 2년간 추세를 반영한다고 가정하여, 앞서 구한 연도별 입학생 수에 연도별, 졸업 소요 기간 별 졸업 비율 추정치를 곱하여 향후 10년간 2020년부터 2030년까지의 이공계열 대학 졸업생 수를 추정한 결과는 표 4.6과 같다. 계산하여 나온 값은 반올림하여 표기하였다.

표 4.6: 2030년까지 연도별 전문대 및 일반대 졸업생 수 추정 결과

연도	전문대			일반대			학사(계)
	남	여	계	남	여	계	
2020	47,371	35,386	82,757	88,171	56,905	145,076	227,833
2021	47,384	35,745	83,129	87,589	57,685	145,274	228,403
2022	46,033	36,127	82,160	86,033	58,480	144,513	226,673
2023	45,054	35,048	80,102	85,624	58,675	144,299	224,401
2024	44,383	33,214	77,597	85,766	58,545	144,311	221,908
2025	42,425	32,005	74,430	85,721	54,525	140,246	214,676
2026	39,852	31,531	71,383	85,855	52,638	138,493	209,876
2027	38,707	30,782	69,489	82,042	51,453	133,495	202,984
2028	38,005	31,038	69,043	78,349	49,615	127,964	197,007
2029	37,103	31,954	69,057	76,261	48,945	125,206	194,263
2030	37,126	32,028	69,154	74,185	50,705	124,890	194,044

2021년부터 2030년까지 전체 이공계열 졸업생 수가 지속적으로 감소하는 경향을 보이고 있는 것을 확인할 수 있다. 각 집단 별 졸업생 수의 변화를 분석해 보기 위해

그래프로 나타내어 확인해 보았다. 집단 별 비교 분석을 위해 각 집단 내에서는 y축의 최대값과 최소값의 차이가 같도록 조정하여 그래프를 그려보았다.

먼저 전문대학교 이공계열 졸업생 수가 성별로 어떠한 경향을 보이는지 그래프로 확인해 보면 그림 4.1 (남자), 그림 4.2 (여자)와 같다.

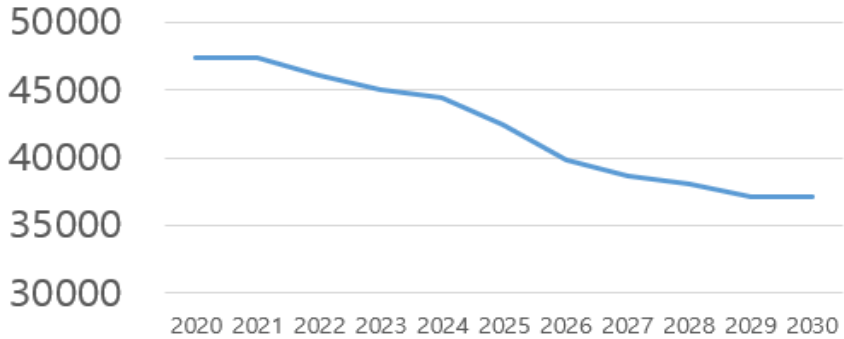


그림 4.1: 2030년까지 연도별 전문대 남자 졸업생 수 추정

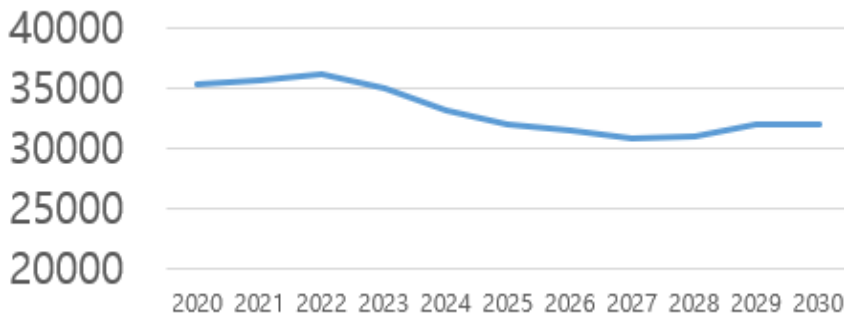


그림 4.2: 2030년까지 연도별 전문대 여자 졸업생 수 추정

전문대의 경우 졸업생 수가 감소하는 경향이 남자의 경우 급격하게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 반면 여자의 경우 졸업생 수가 결과적으로 감소하게 되지만, 감소하는 속도나 숫자가 남자에 비해서는 상대적으로 적다. 또한 2027년 이후로는 오히려 소폭 반등하는 것을 확인할 수 있다. 이는 2023년에서 2025년 사이에 남녀

모두 고등학교 3학년의 수가 증가하는 것을 확인할 수 있으며, 이렇게 증가한 신입생들이 전문대 여자의 경우 제일 많은 수가 분포되어 있는 평균 졸업 기간인 3, 4년 뒤인 2027년 이후 졸업생 수에 반영되어 이와 같은 결과를 보였음을 알 수 있다. 남자의 경우에는 평균 졸업 기간이 여자보다 2년 긴 5년에서 6년이기 때문에 2029년 이후 2030년의 졸업생 수 감소가 둔화되는 형태로 반영되는 것을 확인할 수 있다.

4년제 일반 대학교의 이공계열 졸업생 수의 연도별 경향성은 그림 4.3 (남자), 그림 4.4 (여자)에 나타나 있다.

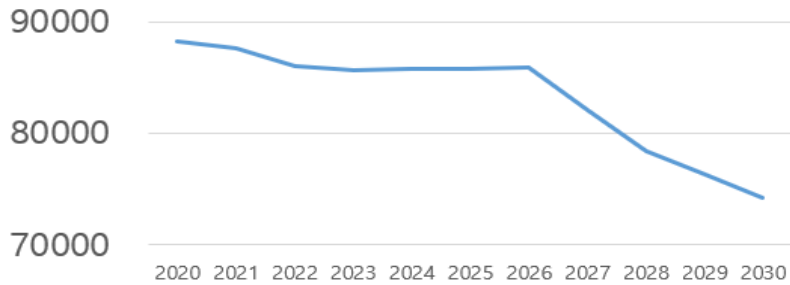


그림 4.3: 2030년까지 연도별 일반대 남자 졸업생 수 추정

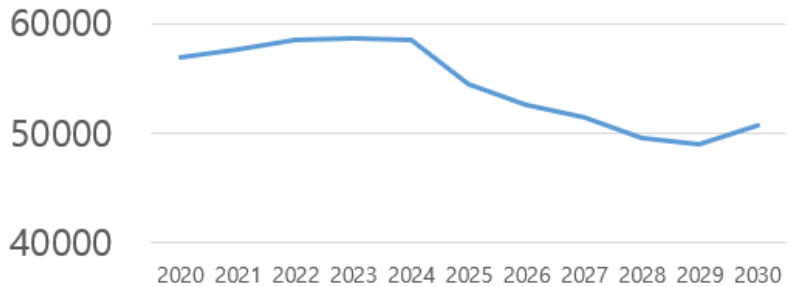


그림 4.4: 2030년까지 연도별 일반대 여자 졸업생 수 추정

일반대의 경우 여자는 전문대와 유사한 경향을 보이나, 남자의 경우 2026년까지는 비교적 비슷한 숫자를 유지하다가 그 이후로 급격하게 감소하는 경향을

보이는 것을 확인할 수 있다. 과거 데이터에 따르면 평균적으로 약 50%의 일반대 남자가 졸업에 6년에서 7년이 소요되는데, 고등학교 3학년 남학생 수를 살펴보면 2016년에서 2018년까지 약 30만명 수준을 유지하다가 2019년에는 전년대비 약 3만 7천명, 2020년에는 전년대비 약 3만 2천명이 줄어든다. 이러한 상황에 기인하여 2026년 이후로 일반대 남자 졸업생의 경우 급격한 감소가 나타나는 것이라고 볼 수 있다. 고등학교 3학년 여학생의 수는 2019년부터 2020년까지 급격히 감소하고 약 60% ~ 65%의 일반대 여자 입학생이 졸업에 4년에서 5년이 소요되기 때문에 졸업생 수의 감소세가 남자보다 약 2년 먼저 시작되는 것을 확인할 수 있다. 전문대와 일반대의 전체 졸업생 수의 변화는 그림 4.5과 그림 4.6에 각각 나타나 있다.

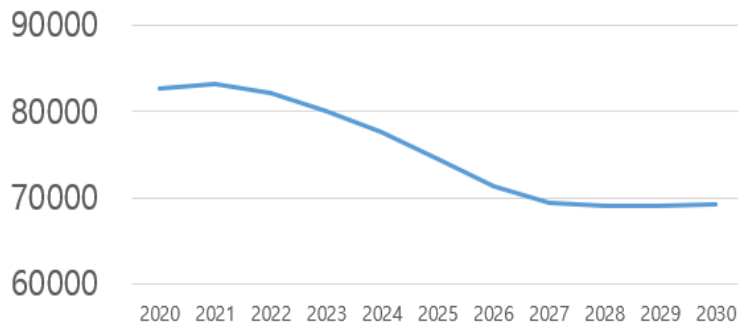


그림 4.5: 2030년까지 연도별 전문대 졸업생 수 추정

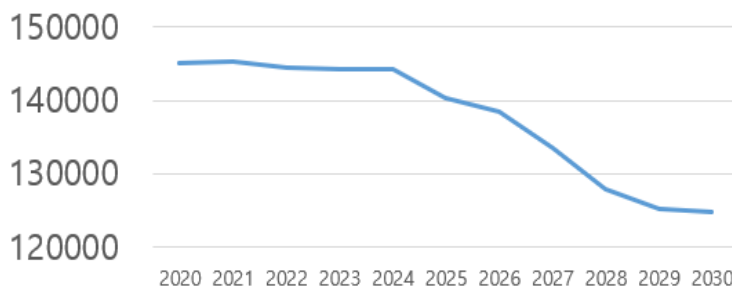


그림 4.6: 2030년까지 연도별 일반대 졸업생 수 추정

전문대 졸업생의 경우 2022년부터 감소하기 시작하여 2027년에 감소세가 둔화됨을 확인할 수 있다. 반면 일반대 졸업생의 경우 2025년부터 감소세가 눈에 띄게 증가하는데, 전문대와 차이가 나는 원인은 일반대는 정규과정이 4년이고 전문대에 비해 5년 이상 수학하는 학생 비율이 높기 때문이다. 즉, 2019년부터 시작되는 고등학교 3학년 수의 급격한 감소가 일반대 졸업생 수에 미치는 영향이 전문대에 비해 상대적으로 늦게 나타나게 된다. 반면에 전문대는 그 영향이 비교적 일찍 나타나 2021년부터 졸업생 수가 감소하게 되고, 일반대는 그 영향이 늦게 나타나 2024년까지는 졸업생 수가 비교적 비슷하게 유지되다가 2025년부터 급격히 감소하게 된다.

일반대와 전문대를 포함한 2030년까지의 학부 이공계 총 졸업생 수 추정이 그림 4.7, 세부적으로는 남자는 그림 4.8, 여자는 4.9에 나타나 있다. 그림 4.7의 결과값은 앞서 언급한 바와 같이 본 연구에서 정의한 과학 기술 인력의 정의에 따르면 본 연구에서 구하고자 했던 과학 기술 인력의 공급 추정치와 같음을 확인할 수 있다.

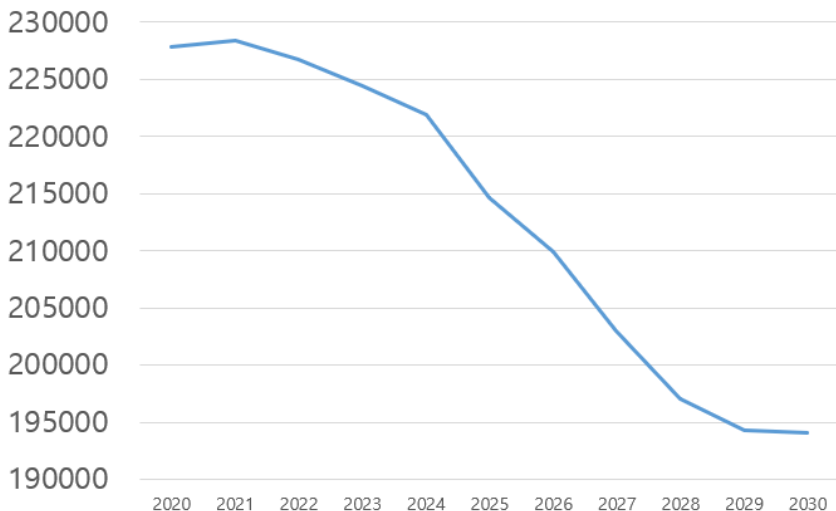


그림 4.7: 2030년까지 연도별 전문대+일반대 졸업생 수 추정

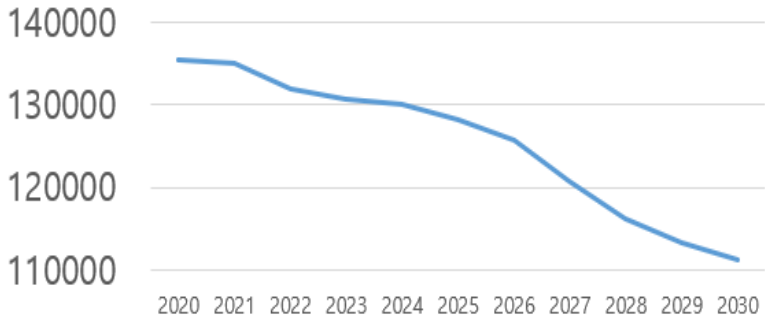


그림 4.8: 2030년까지 연도별 남자 졸업생 수 추정

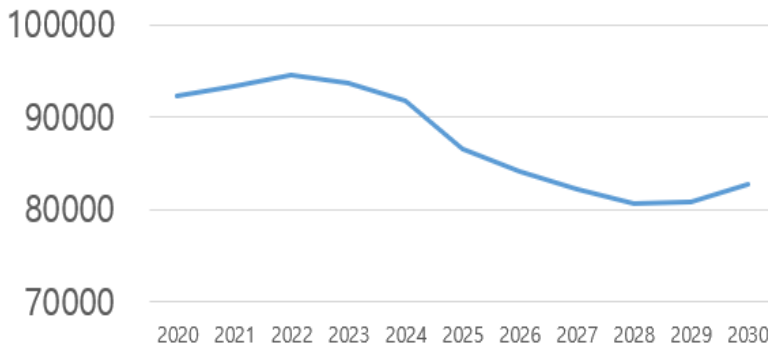


그림 4.9: 2030년까지 연도별 여자 졸업생 수 추정

그림 4.8의 남자 졸업생의 경우 2020년부터 2030년까지 그 수가 꾸준히 감소세를 보이는 것을 확인할 수 있으며, 그림 4.9의 여자 졸업생의 경우 2023년부터 감소세가 나타나 약 2028년까지 유지되다가 그 이후로 2년간은 조금씩 오르는 추세가 보임을 확인할 수 있다. 감소세의 시작 시기가 다르게 나타나는 것은 남학생의 경우 병역 등의 이유로 여학생에 비해 평균적으로 졸업에 소요되는 기간이 2~3년 정도 더 길기 때문이다. 여학생의 경우 2025년부터 오히려 고등학교 3학년 학생 수가 조금씩 증가하는 경향을 보이는데, 이에 대한 파급효과가 4년 뒤인 2029년부터 나타나 여학생 졸업생 수가 다시 증가하는 경향을 보인다.

그림 4.7의 전문대, 일반대 총 졸업생 수 그래프에서 볼 수 있는 바와 같이

2020년부터 2030년까지 신규 과학 기술 인력의 공급은 매년 급격히 감소하고 있는 것을 확인할 수 있다. 2020년의 경우 약 22만 8천명, 2030년의 경우 약 19만 4천명으로 10년만에 매년 공급되는 과학 기술 인력이 약 3만 4천명이 줄어드는 것으로 나타난다. 비율로 계산해 보면 2030년에 공급되는 전문대, 일반대 수준의 신규 과학 기술 인력이 2020년에 공급되는 해당 신규 과학 기술 인력에 비해 약 85%의 규모 밖에 되지 않는 것으로 추정된다.

본 연구의 2020년 대학 졸업생 수 추정치와 최근 교육통계연보를 통해 나온 실제 2020년 대학 졸업생 수를 비교한 결과는 표 4.7과 같다.

표 4.7: 실제 졸업생 수와 추정한 졸업생 수 비교(2020년)

	전문대 남	전문대 여	일반대 남	일반대 여	전체
실제값	53,126	35,849	88,432	57,494	234,901
예측치	47,371	35,386	88,171	56,905	227,833
MAPE	0.1083	0.0129	0.0030	0.0102	0.0301

전문대에 비해 일반대 졸업생 수 추정의 정확도가 높은 편이며, 전체적으로 보았을 때에도 MAPE 값이 약 0.03으로 낮은 오차율을 보이는 것을 확인할 수 있다. 즉, 본 연구의 방법을 통해 예측한 값이 실제 값과 유사함을 확인할 수 있다. 또한 기존의 인력 예측 모델과의 비교를 위해, 한국에서 KEISM 모델을 이용해 2018년부터 2028년까지의 신규 과학 기술 인력 수를 예측한 결과와[31], 본 연구의 방법을 적용하여 2017년까지의 데이터를 이용해 2018년부터 2028년까지의 신규 과학 기술 인력 수를 예측한 결과를 비교해 보았다. 결과값은 KEISM 모델의 추정 결과와의 비교를 위해 백 자리 단위에서 반올림하여 표기하였으며, MAPE 값은 소수점 다섯째자리에서 반올림하여 표기하였다. 그 결과는 표 4.8과 같다.



표 4.8: KEISIM 모델과 본 연구 모델의 추정 MAPE 비교

학제	일반대			전문대
	2018	2019	2020	2018
실제값	141306	143637	145926	82952
예측치(본 연구)	147000	150000	151000	81000
예측치(KEISIM)	144000	145000	146000	84000
MAPE(본 연구)	0.0403	0.0443	0.0348	0.0235
MAPE(KEISIM)	0.0191	0.0095	0.0005	0.0126

전반적으로 일반대 졸업생 수 예측의 경우 KEISIM 모델이 더 낮은 MAPE 값을 보이며, 전문대 졸업생 수 예측의 경우에도 KEISIM 모델이 더 낮은 MAPE 값을 보이는 것을 확인할 수 있다. 두 개의 예측치가 모두 있는 2018년의 경우, 신규 이공계 인력의 공급 수인 일반대와 전문대 졸업생 수의 합은 KEISIM 모델과 본 연구의 모델의 값이 동일함을 확인할 수 있다. KEISIM 모델의 경우 본 연구의 방법과는 달리 예측에 필요한 데이터가 훨씬 방대하며, 예측 모델도 더욱 복잡한 구조를 가지고 있기에 상대적으로 더 구조가 단순하며 필요한 데이터도 훨씬 적은 본 연구의 모델이 경쟁력이 있다고 할 수 있다.

다음으로는 석사 졸업생 수 추정을 위해 과거 데이터를 바탕으로 2011년부터 2019년까지 추세 반영 년 수 별로 일반대 졸업생 수만 비율에 넣어 추정했을 때와 일반대와 전문대 졸업생 수의 합을 넣어 연도별 학부 졸업생 수와 2년 뒤 석사 졸업생 수의 비율을 추정하여 최종적으로 석사 졸업생 수를 추정한 추정치와 실제 값을 통해 MAPE 값을 계산해 본 결과는 표 4.9과 같다.

표 4.9: 기하평균으로 추정된 석사 졸업생 수 추정 MAPE 오차값

추세반영년수 (q)	남자 석사		여자 석사	
	일반대와 전문대 반영	일반대만 반영	일반대와 전문대 반영	일반대만 반영
2	0.0350	0.0554	0.0568	0.0654
3	0.0456	0.0540	0.0626	0.0767
4	0.0412	0.0542	0.0663	0.0873
5	0.0522	0.0625	0.0674	0.1019
6	0.0598	0.0761	0.0680	0.1173

석사 졸업생 추정식 (3.17)에서 일반대 졸업생 수,  $CMG_{n-2-j}$ 와 전문대 졸업생 수,  $JMG_{n-2-j}$ 을 모두 반영하는 것이 일반대 졸업생 수만 반영하는 것보다 MAPE 값이 훨씬 낮게 나옴을 확인할 수 있다. (3.18)에서도 마찬가지로 전문대 졸업생 수와 일반대 졸업생 수를 모두 반영하는 것이 일반대 졸업생 수만 반영하는 것보다 MAPE 값이 훨씬 낮게 나오는 것을 확인할 수 있다. 남녀 모두 전문대 졸업생과 일반대 졸업생을 모두 비율 계산에 넣는 것이 MAPE 값이 낮은 결과를 보임을 확인할 수 있다. 이를 바탕으로 최근 2년의 비율을 반영하여 전문대 및 일반대 졸업생 수와 2년뒤의 석사 졸업생 수의 비율을 예측하여 최종적으로 석사 졸업생 수를 추정한 결과는 다음 표 4.10과 같다.

표 4.10: 2030년까지 연도별 석사 졸업생 수 추정 결과

연도	석사 남자	석사 여자	석사(계)
2020	17,099	10,772	27,871
2021	17,469	10,736	28,190
2022	17,291	10,938	28,231
2023	17,195	11,056	28,260
2024	16,836	11,204	28,067
2025	16,653	11,095	27,775
2026	16,589	10,865	27,472
2027	16,332	10,244	26,574
2028	16,022	9,965	25,981
2029	15,390	9,736	25,127
2030	14,830	9,549	24,387

남자 석사 졸업생의 경우 2020년과 비교했을 때 2030년엔 약 2,200명 정도, 여자 석사 졸업생의 경우 약 1,200명 정도 감소하는 것을 확인할 수 있다. 이를 비율로 계산해 보면, 2030년에 배출되는 석사 인력이 2020년의 약 89% 수준이다. 구체적으로 남자 석사의 경우 2030년에 배출되는 석사 인력이 2020년의 약 87% 이고, 여자 석사의 경우 약 89% 정도이다.

그림 4.10, 그림 4.11, 그림 4.12는 2030년까지의 연도별 석사 졸업생 수 변화 추세를 보여준다.

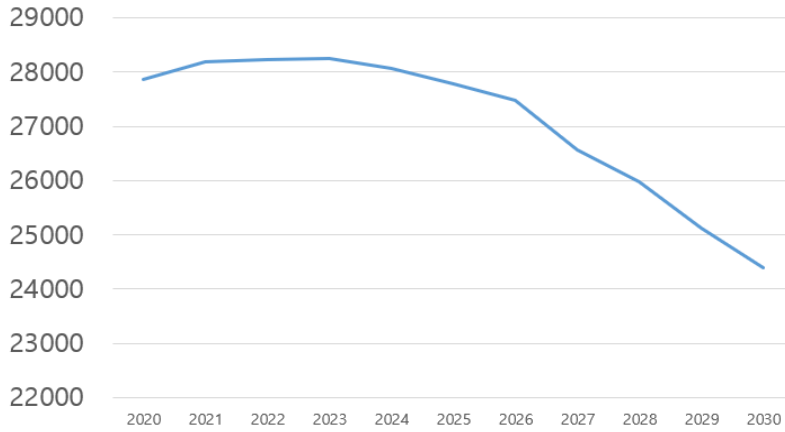


그림 4.10: 2030년까지 연도별 석사 졸업생 수 추정

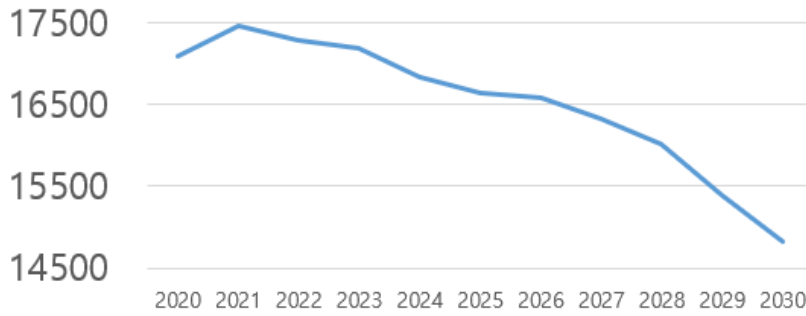


그림 4.11: 2030년까지 연도별 석사 남자 졸업생 수 추정

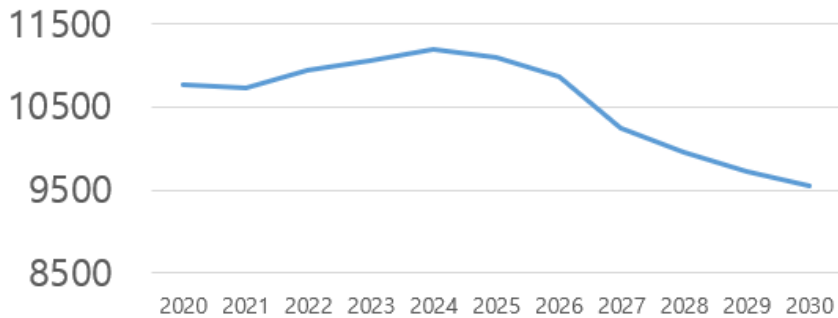


그림 4.12: 2030년까지 연도별 석사 여자 졸업생 수 추정

대학 졸업과 마찬가지로 최근 나온 데이터인 2020년의 실제 석사 졸업생 수와 본 연구에서 추정된 석사 졸업생 수를 비교해 보면 표 4.11과 같다.

표 4.11: 실제 석사 졸업생 수와 추정된 석사 졸업생 수 비교(2020년)

	석사 남	석사 여	전체
실제값	16,707	10,890	27,597
예측치	17,099	10,772	27,871
MAPE	0.0235	0.0108	0.0099

남자에 비해 여자의 오차율이 낮은 편이며, 전체적으로 보았을 때 MAPE 값이 0.0099로 매우 낮음을 확인할 수 있다. 즉, 본 연구를 통해 예측한 값이 실제값과 유사함을 확인할 수 있다.

다음으로는 박사 졸업생 수 추정에 앞서 2011년부터 2019년까지 반영 년 수를 달리하여 박사 졸업생 수를 추정하여 실제 값과 비교한 MAPE 오차 값은 표 4.12와 같다.

표 4.12: 2년 ~ 6년간의 추세를 반영하였을 때 박사 추정 오차 MAPE 값

반영 년 수	박사 남자	박사 여자
2	0.0703	0.0622
3	0.0684	0.0641
4	0.0608	0.0687
5	0.0449	0.0657
6	0.0478	0.0595

박사의 경우 상대적으로 그 수가 많은 박사 남자 추정의 MAPE 값을 비교해보면 5년의 추세를 반영하게 될 때 오차가 가장 낮아짐을 확인할 수 있다. 여자의 경우 6년의 추세를 반영하였을 때 MAPE 값을 최소로 가지게 됨을 알 수 있지만, 여자 박사 졸업생 수가 많지 않아 박사 졸업생 수 추정과의 일관성 유지를 위해 남자와 같은 5년의 추세를 반영하여 식 (3.20) 과 같이 계산하였다. 남자와 여자의 연도별 이공계열 박사 졸업생 수를 추정한 결과가 표 4.13에 나타나 있다.

표 4.13: 2030년까지 연도별 박사 졸업생 수 추정 결과

연도	박사 남	박사 여	박사(계)
2020	5,925	2,655	8,580
2021	5,896	2,716	8,612
2022	6,148	2,829	8,977
2023	6,001	2,743	8,744
2024	5,847	2,733	8,580
2025	5,823	2,732	8,555
2026	5,970	2,719	8,689
2027	5,921	2,769	8,690
2028	5,891	2,799	8,690
2029	5,764	2,839	8,603
2030	5,694	2,810	8,504

박사 졸업생 수의 경우 2020년과 2030년에 큰 차이가 없음을 확인할 수 있다.

비율로 계산해 보더라도 남자 박사 졸업생의 경우 2030년엔 2020년의 약 96%, 여자 박사 졸업생의 경우 2030년엔 2020년의 약 106%로 큰 차이가 나지 않음을 확인할 수 있다. 전체 비율로 보았을 때 2030년의 총 박사 졸업생 수가 2020년의 약 99.11%로 거의 유사함을 확인할 수 있다. 이는 학령 인구가 줄어드는 시기인 2019년 고등학교 3학년의 수의 감소가 11년 후인 2030년의 박사 졸업생 수에 큰 영향을 미치지 않았기 때문이라고 추정된다. 남학생의 경우 군 복무를 포함하여 학사, 석사, 박사 모두 끝마치기 위해서는 대체로 11년 이상의 기간이 걸릴 수 있으므로 박사 졸업생 수에 대한 학령 인구 감소의 영향은 2030년 이후에 나타날 수 있을 것이다. 전체 박사 졸업생의 연도별 추세는 그림 4.13에 나타나 있다.

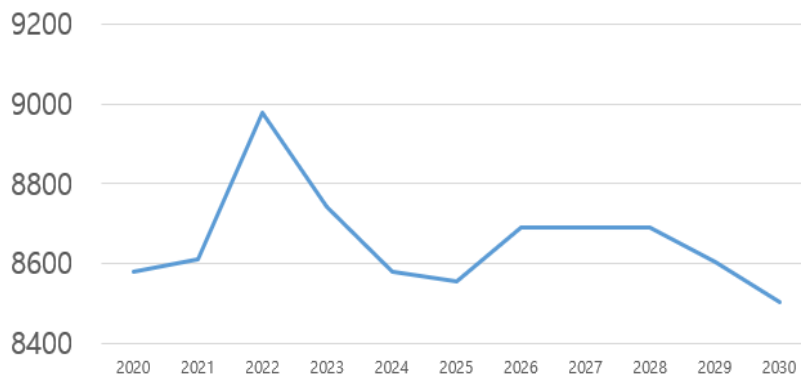


그림 4.13: 2030년까지 연도별 박사 졸업생 수 추정

성별로 보았을 때에는 2020년에 비해 2030년에 남자 박사의 경우 약 230명이 줄었으며, 여자 박사의 경우 약 160명이 늘어 남녀 간의 격차가 줄어든 것을 확인할 수 있다. 박사 남자 졸업생의 연도별 추세는 그림 4.14, 박사 여자 졸업생의 연도별 추세는 그림 4.15에 나타나 있다.

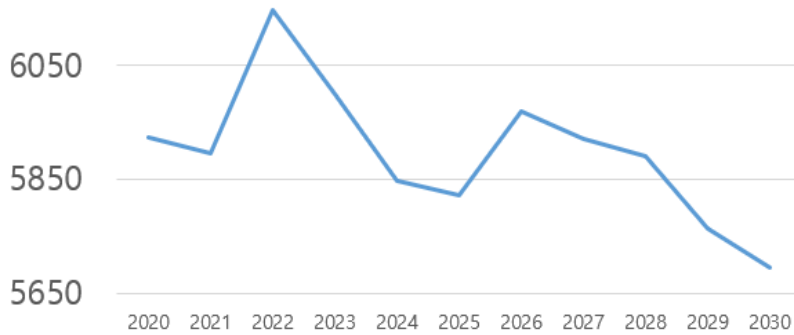


그림 4.14: 2030년까지 연도별 박사 남자 졸업생 수 추정

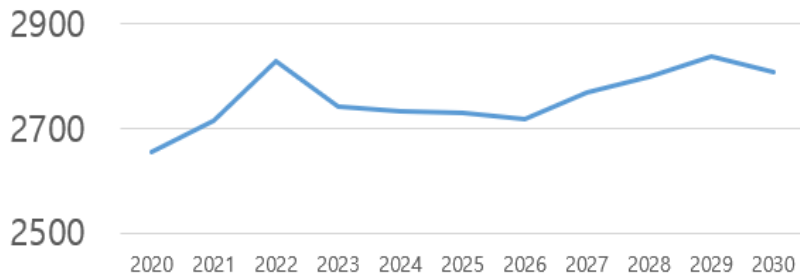


그림 4.15: 2030년까지 연도별 박사 여자 졸업생 수 추정

석사 졸업과 마찬가지로 최근 나온 데이터인 2020년의 실제 박사 졸업생 수와 본 연구에서 추정한 박사 졸업생 수를 비교해 보면 표 4.14와 같다.

표 4.14: 실제 박사 졸업생 수와 추정한 박사 졸업생 수 비교(2020년)

	박사 남	박사 여	전체
실제값	6,793	2,732	9,525
예측치	5,925	2,655	8,580
MAPE	0.1278	0.0282	0.0992



남자의 경우 여자보다 MAPE 값이 더 높음을 확인할 수 있으며, 학사나 석사의 MAPE에 비해 높은 편이긴 하나 그래도 0.0992의 낮은 MAPE 값을 보임을 확인할 수 있다. 박사 졸업생의 경우에도 본 연구의 방법으로 예측한 값이 실제값과 유사함을 확인할 수 있다.

앞서 추정한 결과들을 바탕으로 이공계 전문대, 일반대, 석사, 박사 졸업생 수를 모두 포함한 연도별 이공계 신규 인력의 배출을 추정할 수 있다. 이는 정의상 신규 과학 기술 인력과는 다르다는 걸 짚고 넘어가고자 한다. 그 결과는 표 4.15와 같다.

표 4.15: 2030년까지 연도별 신규 이공계 인력 수 추정 결과

연도	남자	여자	계
2020	158,566	105,718	264,284
2021	158,338	106,882	265,220
2022	155,505	108,374	263,879
2023	153,874	107,522	261,396
2024	152,832	105,696	258,528
2025	150,622	100,357	250,979
2026	148,266	97,753	246,019
2027	143,002	95,248	238,250
2028	138,267	93,417	231,684
2029	134,518	93,474	227,992
2030	131,835	95,092	226,927

그림 4.16은 향후 10년간 2030년까지 배출되는 이공계 총 신규 인력 수의 추세를 보여준다. 2021년 이후로 2030년까지 9년간 지속적으로 감소 추세에 있음을 확인할 수 있으며, 결과적으로 향후 10년간 총 3만명 이상의 이공계 신규 인력 감소가 일어남을 확인할 수 있다.

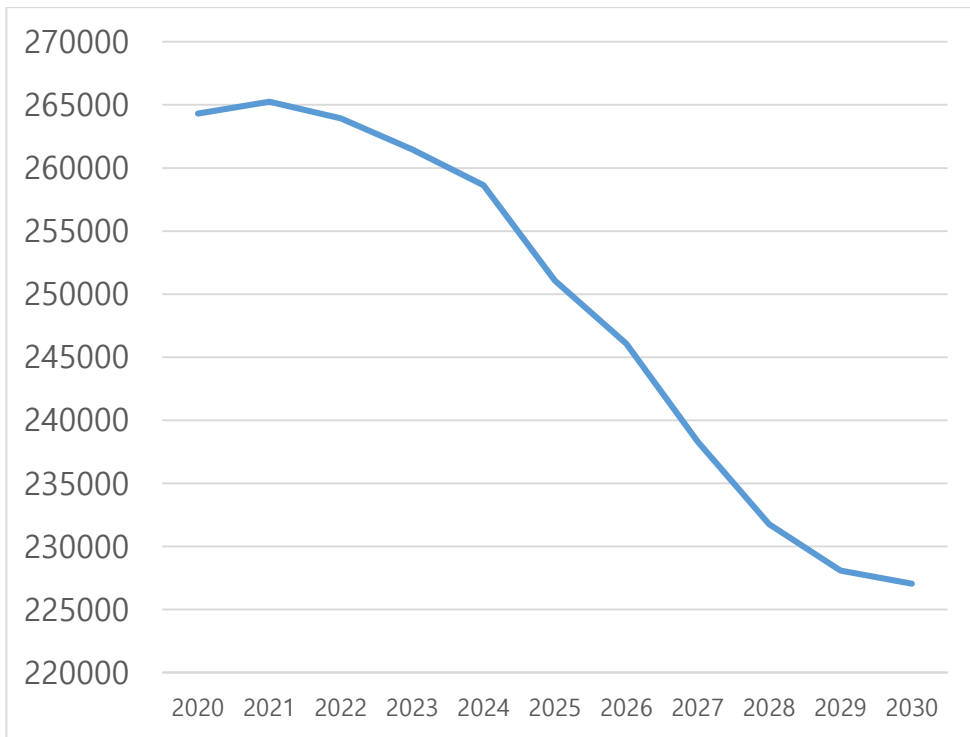


그림 4.16: 2030년까지 이공계 신규 총 인력 수 추정

그림 4.17와 그림 4.18은 각각 2030년까지의 이공계 신규 남자 인력과 여자 인력 공급의 추세를 나타내는 그림이다.

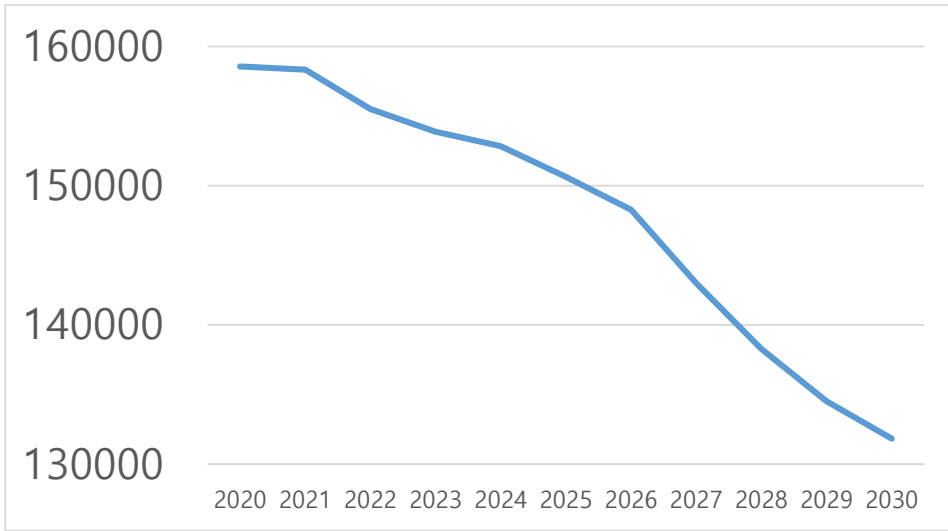


그림 4.17: 2030년까지 이공계 신규 총 남자 인력 수 추정

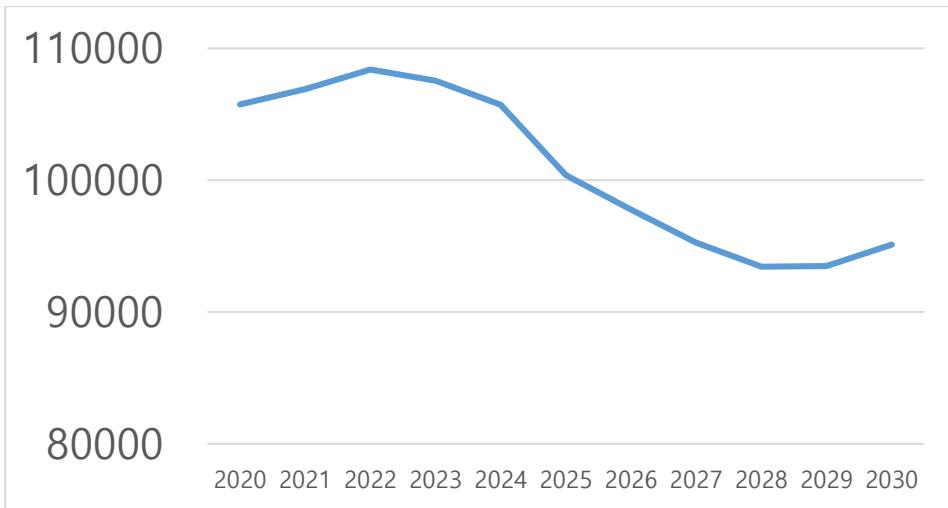


그림 4.18: 2030년까지 이공계 신규 총 여자 인력 수 추정

## 4.2 고급 과학 기술 인력의 공급 추정

3장에서 살펴본 바와 같이 총 상근 연구원 수(FTE)를 예측하기 위해 상근 연구원 수와 이공계 분야 총 졸업생 수의 비율인  $\alpha_n$  값이 총 인구수에 따라 변하는 경우, 총 GDP에 따라 변하는 경우, 그리고  $\alpha_n$  값 자체의 최근 추세에 영향을 받는 경우의 총 세 가지 시나리오를 통해  $\alpha_n$ 를 추정해 보았다.

먼저 총 인구수 변화의 추세를 이용하여  $\alpha_n$  값을 추정해 보았다. 2010년부터 2018년까지의 데이터를 통해 확인해 본 결과,  $\alpha_n$ 은 당 해의 총 인구수와 높은 상관관계를 나타냄을 확인할 수 있었다. 표 4.16은 과거의 데이터를 통해  $\alpha_n$ 과 n년도의 총 인구수와의 상관관계 분석 결과이고, 표 4.17은  $\alpha_n$ 을 총 인구수로 회귀분석한 결과와 해당 통계 값이다. 인구 단위는 천만 명으로 하여 선형 회귀분석을 실시하였다.

표 4.16:  $\alpha_n$  과 n년도 총 인구수와의 상관관계 분석 결과

총 인구수와의 회귀분석 결과	
다중 상관계수	0.9342
결정 계수	0.8728
조정된 결정 계수	0.8546
표준 오차	0.0455
관측 수	9

표 4.17:  $\alpha_n$  (y 축)과 n년도 총 인구수 (x축)의 회귀분석 결과

	계수	표준 오차	T 통계량	P 값
y절편	-6.7773	1.1757	-5.7646	0.0007
x계수	1.6076	0.2320	6.9298	0.0002

통계적으로 유의한 p값과 매우 높은 결정 계수를 보임을 확인할 수 있다. 그림 4.19는 두 변수  $\alpha_n$  (y 축)과 n년도 총 인구수 (x축)의 회귀분석 결과를 나타낸다.

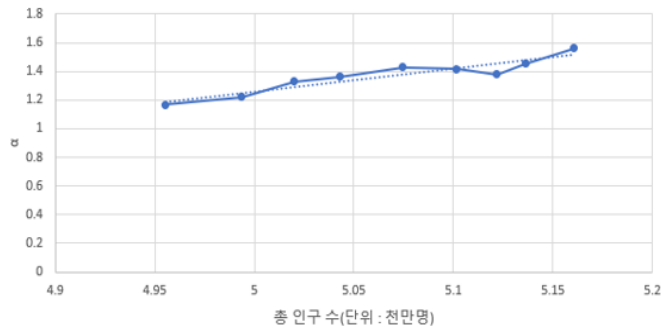


그림 4.19:  $\alpha_n$ 과 n년도 총 인구 수와의 관계

위 그래프에서 y축 값인  $\alpha_n$  을 추정하기 위해서는 x축 값인 미래의 인구수 추정치가 필요한데, 이는 인구 동향과에서 추정한 ‘장래인구추계’의 추정치를 사용하였다[32]. 해당 추정치의 경우 총 30가지의 시나리오에 대해서 미래 인구를 추정한 결과가 있는데, 이 중 현재 국내 상황을 반영하고 최근 2년(2019, 2020년)의 인구 감소 동향을 비교적 정확히 추정한 저위 출산율, 중위 기대수명, 저위 국제 순이동 시나리오를 선택하였다. 미래 인구수 추정치를 x값으로 하여 일차 회귀분석 방정식에 대입하면 식 (3.23)에서 사용되는  $\hat{\alpha}_n$  을 구할 수 있다. 여기에 본 연구에서 구한 총 졸업생 수 추정치인  $\hat{TG}_n$  을 곱하면 최종적으로 상근 연구원 수 추정치

$\widehat{FTE}_n$  을 얻을 수 있는데, 그 값은 표 4.18에 제시되어 있다.

표 4.18: 2020, 2021, 2025, 2030년의 한국의 상근 연구원 수 추정 (인구비례 가정)

연도	상근 연구원 수
2020	403,884
2021	404,088
2025	371,042
2030	319,354

앞서 언급한 인구 1000명당 상근 연구원 수 대비 1인당 GDP가 어떻게 변화하는지를 세계 주요 국가들과 상대적으로 비교한 모습이 그림 4.20에 나타나 있다. 한국의 미래 1인당 GDP에 대한 추정치는 영국의 CEBR에서 2020년 12월 26일에 출간한 ‘World Economic League Table 2021: A world economic league table with forecasts for 193 countries to 2035’에 근거하여 구하였다[33]. 이 보고서의 한국 GDP 추정치는 2020년, 2021년, 2025년, 2030년만을 제공하였기 때문에 상근 연구원 수도 해당 년도에 대해서만 추정하였다. 한국의 1인당 GDP 추정치와 상근 연구원 수 추정치를 구하여 이를 2018년 기준 OECD 국가들과 비교해 본 결과는 그림 4.20와 같다.

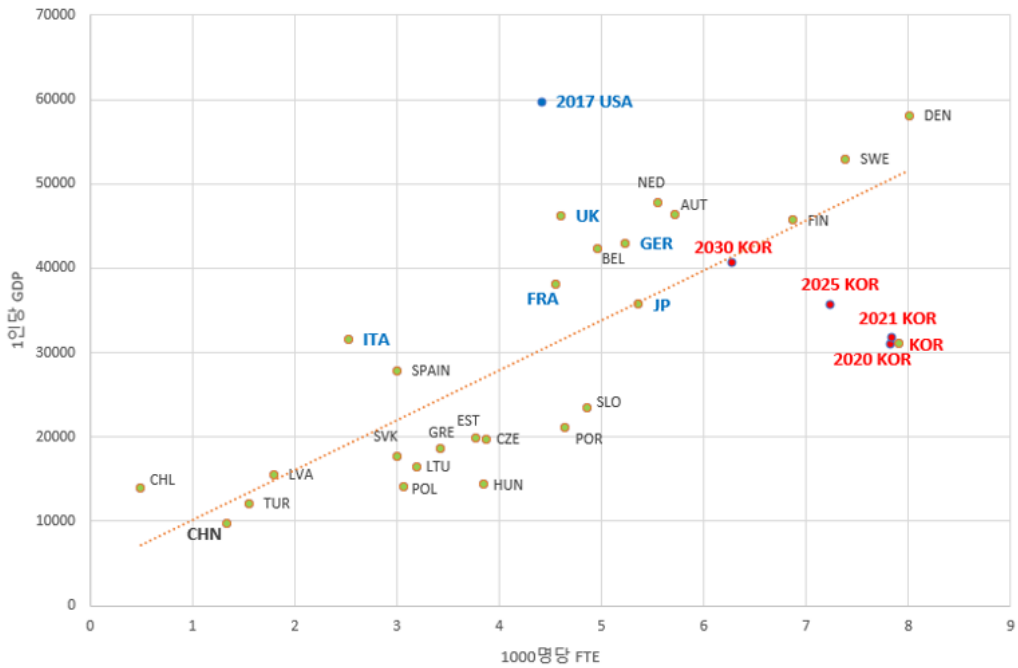


그림 4.20: 한국 및 OECD 국가들의 FTE 대비 1인당 GDP (인구비례 가정)

그림 4.20에서 x축은 인구 1000명당 상근 연구원 수, y축은 1인당 GDP(달러, 2015년 기준 실질 GDP)를 의미한다. 초록색 점들은 2018년의 OECD 국가들을 나타내며, 이 중 국가명이 파란색으로 진하게 칠해져 있는 국가들은 G7을 나타내고 있다. G7 국가들 중 캐나다는 관련 데이터 부족으로 표시하지 못하였고, 미국의 경우 2018년의 상근 연구원 수 데이터가 없는 관계로 2017년의 상근 연구원 수를 기준으로 표시하였다. 점선은 2018년 기준 국가들을 대상으로 한 회귀분석 직선이다. 2018년도 기준으로 변환한 2020년 한국의 위치는 회귀분석 직선의 우측 하단에 있음을 확인할 수 있다. 회귀분석 직선의 하단에 위치한 국가는 인구 1000명당 상근 연구원 수가 1인당 GDP 규모에 비해 상대적으로 많은 경우에 해당된다. 회귀분석 직선 위에 놓인 핀란드, 회귀분석 직선의 상단에 위치한 스웨덴과 덴마크의 경우 2020년 한국과

비슷한 규모의 인구 1000명당 상근 연구원 수 비율을 보이고 있지만, 1인당 GDP는 한국에 비해 훨씬 큰 모습을 보이고 있다. 한국은 2021년, 2025년을 거치면서 인구대비 상근 연구원 수는 감소해 가고 1인당 GDP는 증가해 가는 모습을 보이면서 2030년에는 2018년 기준으로 환산하였을 때, 회귀분석 직선 위에 놓이는 모습을 보인다. 이는 1인당 GDP 대비 상대적으로 큰 상근 연구 인력 비중을 지닌 구조가 시간이 지남에 따라 다른 OECD 국가들과 유사한 모습으로 바뀌어 감을 시사한다. 인구 추정 시나리오에서 한국의 인구는 지속적으로 감소하는 추세이기 때문에  $\alpha_n$  값이 총 인구수에 비례한다고 가정한 결과 인구 수 대비 상근 연구원 수도 감소하는 모습을 보였다. 한국의 1인당 GDP 추정 값은 시간이 지날수록 상승하였기에 그림 4.20에서의 한국의 좌표 자취는 좌상향으로 움직인다.

2010년부터 2018년까지의 데이터를 통해 확인해 본 결과,  $\alpha_n$ 은 해당 연도의 총 GDP와도 높은 상관관계를 나타냄을 확인할 수 있었다. 표 4.19는  $\alpha_n$  과 총 GDP 간의 상관관계 분석 결과이다. GDP 단위는 조 달러로 하여 선형 회귀분석을 실행하였는데 y절편값이 통계적으로 무의미하여 y절편을 0으로 둔 회귀분석 식은 표 4.20과 같다.

표 4.19:  $\alpha_n$  과 n년도 총 GDP와의 상관관계 분석 결과

회귀분석 통계량	
다중 상관계수	0.9994
결정 계수	0.8728
조정된 결정 계수	0.8546
표준 오차	0.0455



관측 수	9
------	---

표 4.20:  $\alpha_n$  (y 축)과 n년도 총 GDP (x축)의 회귀분석 결과

	계수	표준 오차	T 통계량	P 값
y절편	0	none	none	none
x계수	0.9521	0.0120	79.2605	7.16E-13

그림 4.21은 두 변수  $\alpha_n$  (y 축)과 n년도 총 GDP (x축)의 회귀분석 결과를 나타낸다

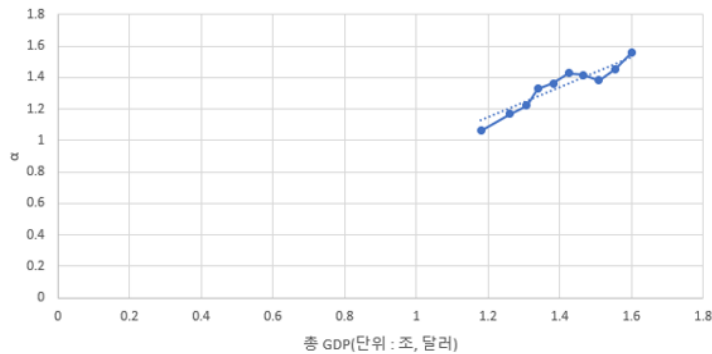


그림 4.21:  $\alpha_n$ 과 n년도 총 GDP 사이의 상관관계

회귀 식과 GDP 추정치를 통해 추정된  $\alpha_n$  값을 식 (3.23)에 대입하여 구한 상근 연구원 수의 추정 결과는 표 4.21에 제시되어 있다.

표 4.21: 2020, 2021, 2025, 2030년의 한국의 상근 연구원 수 추정 (총 GDP비례 가정)

연도	상근 연구원 수
2020	403,506

2021	416,569
2025	439,897
2030	448,928

이를 2018년 기준 OECD 국가들과 비교해 본 결과는 그림 4.22와 같다.

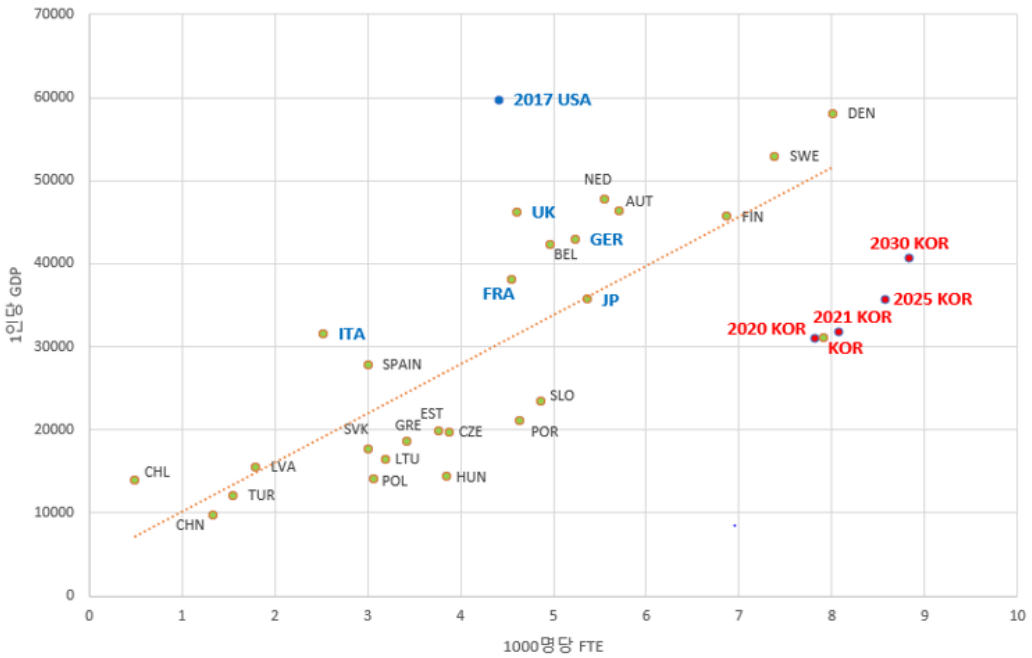


그림 4.22: 한국 및 OECD 국가들의 FTE 대비 1인당 GDP (총 GDP 비례 가정)

인구변화 추세를 이용하여  $\alpha_n$  값을 추정하였을 때와는 달리 2030년으로 갈수록 인구수 대비 상근 연구원의 수도 증가하며, 1인당 GDP도 증가하게 됨을 확인할 수 있다. 이는 한국의 총 GDP가 꾸준히 증가할 것이라고 CEBR에서 추정하였고,  $\alpha_n$  값이 총 GDP에 비례한다고 가정하면 지속적으로 증가하는 한국의 총 GDP에 비례한  $\alpha_n$  추정 값이 궁극적으로는 상근 연구원 수의 증가도 함께 가져오기 때문이다. 1인당

GDP의 규모는 비교적 낮지만 한국은 2030년으로 갈수록 2018년의 핀란드, 스웨덴, 덴마크와 같은 북유럽 국가들과 비슷한 위치로 나아가게 되는 것을 그림 4.22에서 확인할 수 있다.

마지막으로  $\alpha_n$  값이 앞서 이공계 인력 예측의 가정과 마찬가지로 최근 추세를 반영한다고 가정하여 이동 기하 평균 방식을 사용하여 미래  $\alpha_n$  값을 추정해 보았다. 추세 반영 년 수의 경우 2010년부터 2018년까지의  $\alpha_n$  값을 추정하여 실제 값을 통해 MAPE 오차를 비교하였으며(표 4.22) 그 결과 최근 2년간의 추세를 반영하였을 때, 가장 낮은 오차 값을 보였다.

표 4.22: 기하 평균으로 2년 ~ 5년간의 트렌드를 반영한다고 가정 시 MAPE 오차

반영 년 수	2	3	4	5
MAPE	0.0607	0.0693	0.0714	0.0789

2년간의 이동 기하 평균 값으로 추정한  $\alpha_n$  을 식 (3.23)에 대입하여 상근 연구원 수를 추정하였고 그 결과가 표 4.23에 나타나 있다.

표 4.23: 2020, 2021, 2025, 2030년의 한국의 상근 연구원 수 추정 (2년 기하평균 가정)

연도	상근 연구원 수
2020	405,705
2021	403,443
2025	383,613
2030	346,104

$\alpha_n$  추정 값들의 변화는 크지 않으나 총 졸업생 수가 지속적인 감소 추세에 있기

때문에 결과적으로 상근 연구원 수도 감소 추세를 나타냄을 볼 수 있다. 이를 2018년 기준 OECD 국가들의 상황과 비교해 본 결과가 그림 4.23에 나타나 있다.

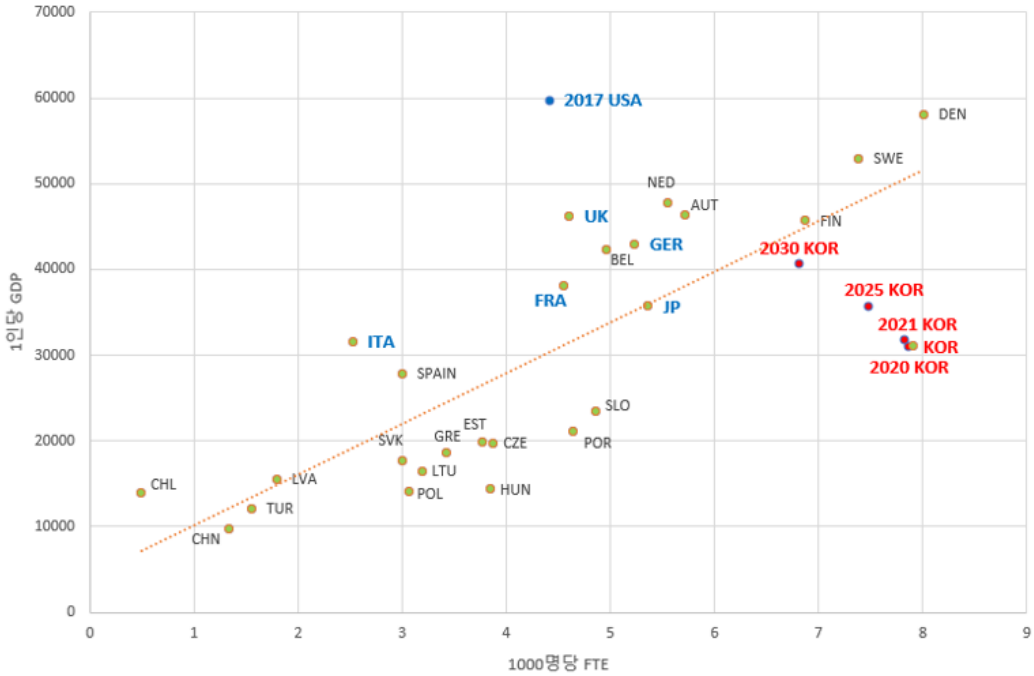


그림 4.23: 한국 및 OECD 국가들의 FTE 대비 1인당 GDP (2년 기하평균 가정)

시간의 흐름에 따른 한국의 FTE 대비 1인당 GDP 위치 궤적이 2년 기하평균으로 구한  $\alpha_n$  값을 사용할 경우 인구 변화 추세로 구한  $\alpha_n$  값을 사용한 경우와 유사한 모습을 보이는 것을 확인할 수 있다. 해를 거듭할수록 1인당 GDP는 증가하고 인구 1000명당 상근 연구원의 수는 지속적으로 감소해 회귀분석선 방향으로 좌상향하는 모습이 나타나는데 다만 그 정도가 인구 변화 추세로 구한  $\alpha_n$  값을 사용할 때 보다 약간 덜한 특징을 보인다. 이는  $\alpha_n$  가 총 인구 수에 비례한다고 가정했을 때인 시나리오 1의 경우 한국의 총 인구수 추정치도 점점 감소할 것으로 예상되는 만큼 알파가 급격히 줄어들었지만, 최근 트렌드를 반영하여 변한다는

시나리오 3의 경우에는 그에 비해 변화의 폭이 크지 않기 때문에 나타난 결과라고 할 수 있다. 세 가지 시나리오 중 어떠한 형태로 미래의 한국이 변화할 것인지는 알 수 없지만, 모든 경우에 대한 대비가 필요할 것이라고 생각된다.

## 제 5 장 결론

본 논문에서는 다가오는 4차 산업혁명의 시대에 한국의 산업 발전을 이끌어 나갈 과학 기술 인력의 정의를 확립하고, 이를 바탕으로 향후 10년간 과학 기술 인력의 공급을 추정해 보았다. 공급의 추정에는 이공계열 대학의 진학률, 연도 및 졸업 기간 별 이공계열 대학 졸업 비율의 추정을 진행하였으며 이동 기하 평균의 방식이 사용되었다. 최근 몇 년간의 트렌드를 반영한다고 가정하는 것이 제일 추정 오차를 줄일 수 있을지를 확인하기 위해 같은 방식으로 과거 데이터를 추정하여 MAPE 값의 비교를 통해 반영 년 수를 정하였으며, 이를 바탕으로 향후 10년간 전문대학교 이상의 이공계열 졸업생 수를 추정하였다. 그 결과 2030년의 신규 과학 기술 인력의 공급이 2020년의 신규 과학 기술 인력 공급에 비해 약 85% 수준으로 추정되었다.

유사한 방식으로 향후 10년간 이공계열 석사 및 박사의 졸업생 수도 추정하였으며, 석사 졸업생 수의 추정에는 4년제 일반 대학교의 졸업생 수와 2년 뒤 석사 졸업생 수의 비율이 아닌 전문대학교의 졸업생 수와 4년제 일반 대학교의 졸업생 수의 합과 2년 뒤 석사 졸업생 수의 비율을 추정하여 최종적으로 석사 졸업생 수를 추정하였다. 석사 졸업생의 경우 2030년의 졸업생 수가 2020년에 비해 약 10% 정도 감소할 것으로 추정되었으며, 박사의 경우 2030년의 졸업생 수와 2020년의 졸업생 수가 유사할 것이라 추정되었으나, 남자와 여자 박사 졸업생 수 사이의 격차는 좁혀질 것이라 전망되었다.

본 연구에서 추정한 이공계열 전문대학교, 4년제 일반 대학교, 석사, 박사 졸업생 수를 바탕으로 이들의 총 합인 총 졸업생 수를 이용하여 향후 10년간 FTE 연구원의

수를 추정하였다. 추정에는 총 졸업생 수와 FTE 연구원 수의 비율을 추정하여 해당 비율에 총 졸업생 수 추정치를 곱하는 방식이 사용되었으며, 비율의 추정에는 총 인구수와의 상관관계, 총 GDP와의 상관관계 그리고 비율이 최근 트렌드를 반영할 것이라는 가정 하에 기하 이동 평균으로의 추정이라는 3가지 시나리오를 통해 추정하였다. 이렇게 2030년까지 추정한 FTE 연구원 수와 미래 GDP 추정치를 구하여 1인당 GDP와 1000명당 FTE 연구원 수와의 관계를 세계 주요국들과 함께 그래프로 나타내어 2030년까지 한국이 현재의 위치에서 어떻게 변화할 것인지를 확인해 보았다. 총 인구수와의 상관관계를 통해 추정한 결과 한국은 2030년에는 2018년의 OECD 국가들의 평균적인 모델에 근접해 가는 것으로 확인이 되었으며, 총 GDP와의 상관관계를 통해 추정한 결과 2018년의 북유럽 국가들과 비슷한 모델로 변화함을 확인할 수 있었다. 마지막으로 최근 트렌드를 반영하여 비율이 변화한다고 가정하였을 때에는 2018년의 OECD 국가들의 평균적인 모델에 근접하나, 그 속도가 총 인구수와 상관관계를 가정했을 때보다 느린 것을 확인할 수 있었다.

학령 인구의 감소와 저출산이 비교적 가까운 미래인 10년 뒤에도 과학 기술 인력 공급의 감소로 귀결될 것으로 추정되는 만큼, 4차 산업혁명을 이끌어 갈 인력의 충분한 공급이 이루어 질 수 있을 것인지에 대한 분석을 통해 대비책을 세우는 것이 중요할 것이라 생각된다. 이를 분석하기 위해선 본 연구에서 구한 추후 공급될 것으로 추정되는 인력이 미래 한국의 4차 산업을 이끌어 갈 수 있을 만한 수인지, 부족할 것인지 혹은 과잉일 것인지에 대한 추가적인 연구가 필요할 것이다.

본 연구의 모델은 신규 이공계 인력 수 예측만이 아니라 사망률 예측 모델로도 사용할 수 있을 것이며, 기업 및 기관에서 신규 지원 인력 예측 및 퇴사 인력 수의 예측에도 사용할 수 있을 것이다. 또한 적절한 데이터만 주어진다면 인력 관련

예측만이 아니라 다양한 제품의 생산량 및 폐기량의 예측에도 본 연구의 모델이 사용될 수 있을 것이다. 이러한 응용 가능성에도 불구하고 본 연구의 모델은 구간별 신뢰 정확도나 분산값의 계산이 없이 단순 예측 형태라는 한계점도 존재한다.



## 참고 문헌

- [1] 서울대학교 금융경제연구원 보고서 (2020), 「인구 구조 변화를 고려한 4차 산업 혁명 시대의 과학기술 인력 수급 분석과 전망」
- [2] OECD (2021), “OECD Main Science and Technology Indicators. R&D Highlights in the March 2021 Publication”, OECD Directorate for Science, Technology and Innovation, p. 1
- [3] OECD (2021), “Main Science and Technology Indicators”, Volume 2020 Issue 2, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/0bd49050-en>, p.17
- [4] 사회통계국 인구동향과 (2020), 「2020년 9월 인구동향」, pp. 3-15
- [5] 한국교육과정평가원 (2021), 「월수능 연도별 응시현황」
- [6] OECD and ESCS-EC-EAEC (1995), “The measurement of scientific and technological activities. Manual of the measurement of human resources devoted to S&T ‘Canberra manual’”
- [7] UNESCO (1984), “Manual for Statistics on Scientific and Technological Activities”, ST.84/WS/12, Paris
- [8] 국가과학기술 경쟁력 강화를 위한 이공계지원 특별법 제 2조
- [9] U.S. Bureau of Labor Statistics (2020), “Employment Projections”, pp. 2-8

- [10] Hussar, W.J. and Bailey, T.M. (2013). “Projections of Education Statistics to 2022 (NCES 2014-051)”. U.S. Department of Education, National Center for Education Statistics. Washington, DC: U.S. Government Printing
- [11] Grip, A. de, Borghans, L. and Smits, W. (1998), “Future developments in the job level and domain of high-skilled workers.” *In* Heijke, H., Borghans, L., eds. *Towards a transparent labour market for educational decisions*. Ashgate, Aldershot /Brookfield (USA), Singapore, Sydney.
- [12] Elias, P. and Purcell, K. (2003), “Measuring change in the graduate labour market”, IER/ESRU Research Report No. 1, Warwick.
- [13] Büttner, T., & Rässler, S. (2008), “Multiple imputation of right-censored wages in the German IAB Employment Sample considering heteroscedasticity”, *IAB Discussion Paper: Beiträge zum wissenschaftlichen Dialog aus dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung, 44/2008*, Nürnberg: Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung der Bundesagentur für Arbeit (IAB).
- [14] Jirapron Yingkuachat, Prasong Praneetpolgrang and Boonserm Kijsirikul (2007), “An Application of the Probabilistic Model to the Prediction of Student Graduation Using Bayesian Belief Networks”, *ECTI Transactions on Computer and Information Technology*, 3(1), pp. 63-66
- [15] Gloria Crisp, Erin Doran and Nicole A. Salis Reyes (2017), “Predicting Graduation

- Rates at 4-year Broad Access Institutions Using a Bayesian Modeling Approach”, Springer, pp. 139-143
- [16] 한국고용정보원(2018), 「인력수급 전망 방법 개선: KEISIM 개선 및 개발」, pp. 16-21
- [17] Ronald D.Lee and Lawrence R.Carter (1992), “Modeling and Forecasting U.S Mortality”, *Journal of the American Statistical Association*, 87(419), pp. 659-671
- [18] Arthur Renshaw and Steven Haberman (2003), “Lee-Carter Mortality Forecasting: A Parallel Generalized Linear Modelling Approach for England and Wales Mortality Projections”, *Journal of the Royal Statistical Society. Series C(Applied Statistics)*, 52(1), pp. 119-137
- [19] Haberman, S. and Russolillo, M. (2005). “Lee Carter mortality forecasting: application to the Italian population (Actuarial Research Paper No. 167)”. London, UK: Faculty of Actuarial Science & Insurance, City University London
- [20] Hans Lundström and Jan Qvist (2004), “Mortality Forecasting and Trend Shifts: An Application of the Lee-Carter Model to Swedish Mortality Data”, *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 72(1), pp. 37-50
- [21] L. Androozzi, M. T. Blacona and N. Arnesi, “The Lee-Carter Method for Estimating and Forecasting Mortality: An Application for Argentina” in *International Symposium on Forecasting-2011, Prague Proceedings*, pp. 1-17

- [22] P.De Jong, L.Tickle (2006), “Extending Lee-Carter mortality forecasting”,  
Mathematical Population Studies, 13(1), pp. 1-18
- [23] Russolillo, M., G. Giordano, and S. Haberman. (2011), “Extending the LeeCarter  
Model: A Three-Way Decomposition” *Scandinavian Actuarial Journal*, pp. 96–117.
- [24] Renshaw, A., and S. Haberman. (2006), “A Cohort-Based Extension to the Lee-  
Carter Model for Mortality Reduction Factors”, *Insurance: Mathematics and  
Economics* 38, pp. 556–570
- [25] 한국교육개발원 (2005-2020), 「교육통계연보」
- [26] 한국교육개발원 (2019), 「2019 교육통계 분석자료집 -유·초·중등교육통계편-」,  
ISSN 2287–8513, p.71
- [27] Elke Loichinger (2015), “Labor force projections up to 2053 for 26 EU countries, by  
age, sex, and highest level of educational attainment”, *Demographic Research*,  
32(15), pp. 443-486
- [28] Marianna Kudlyak (2013), “A Cohort Model of Labor Force Participation”,  
*Economic Quarterly*, 99(1), pp. 25-43
- [29] OECD STP&NESTI (2021), “Main Science and Technology Indicators”, March  
2021
- [30] 정민우, 정기웅 (2019), 「2018년 우리나라와 주요국의 연구개발인력 현황 비교」,  
한국과학기술평가원

- [31] 이시균, 박진희, 정재현, 김수현, 홍현균, 정순기, 방글, 공정승, 이해연, 김영달, 이용호, 황선웅, 김문정, 김윤영, 권혁진, 홍성민, 윤문희 (2019), 「중장기 인력수급 전망 2018-2028」, 한국고용정보원
- [32] 통계청 (2019), 「2017~2047 장래가구특별추계」
- [33] CEBR (2020), “World Economic League Table 2021: A world economic league table with forecasts for 193 countries to 2035”, 12<sup>th</sup> ed., p.129

# Abstract

## Time series forecasting on the size of Korean Science and Engineering labor force

WooHyeok Heo

Department of Industrial Engineering

The Graduate School

Seoul National University

In this thesis, we define science and engineering labor force and suggest forecasting method of science and engineering labor force supply of Korea. We define science and engineering labor force as the people having Bachelor's degree or higher who majored in science or engineering. We forecast science and engineering labor force supply of Korea to 2030. Forecast was carried out by gender and type of university to attend, and the number of graduates with a bachelor's degree or higher who majored in science and engineering was forecasted by estimating university entrance rate and the graduation rate by number of years required. The geometric moving average method was used to estimate the ratio, and it was confirmed that a valid MAPE value was obtained by estimating the past data in the same way to ensure consistency. Based on the assumption that trends in recent years affect the enrollment rate and graduation rate, the number of reflected years was determined by comparing the MAPE values through historical data. As a result, it is forecasted that the supply of science and engineering labor force will continue to decrease for 10 years as a whole, and it was shown that the

supply of science and engineering labor force in 2030 will be about 85% of that in 2020. In a similar way, the number of graduates of master's and doctoral degrees in science and engineering was estimated, and the ratio of the number of full-time researchers to the total number of graduates plus the number of bachelor's, master's and doctoral graduates was estimated and multiplied by the estimated total number of graduates in this study to 2030. In this way, the number of full-time researchers was estimated to 2030. It was confirmed that the ratio had a high and positive correlation with the total population and total GDP, and based on this, the ratio was estimated through linear regression analysis. Three scenarios were used to estimate the ratio, and were estimated based on the assumption that the ratio is correlated to the total population, to total GDP, and to reflect recent trends in the ratio themselves. By showing the estimated results for each scenario along with the world's major countries on the graph of GDP per capita versus the number of full-time researchers per 1,000 people, we checked whether Korea will change to a model similar to the current OECD countries. As a result, in the scenario where ratio is correlated to the total population, the change was closer to the average of the OECD. In the case of forecasting through the correlation with the total GDP, it was confirmed that there was a change in behavior similar to that of the Nordic countries. When it is assumed that the recent trend of the ratio is reflected, it is approaching the OECD average, but it can be confirmed that the speed is slower than when predicted through correlation with the total population. By applying the method presented in this study, it is expected that it can be used to estimate the supply of science and engineering labor force in other countries. In addition, it can be used as a reference in research on whether sufficient science and engineering labor force will be supplied to lead the future era of the 4th industrial revolution in Korea.

Keywords: Science and Engineering labor force, entrance rate, graduation rate,

geometric moving average, MAPE, number of full-time researchers

Student Number: 2019-27786