

미국 무역정책의 변화가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향

박진수¹⁾, 김경호²⁾

1) 서울대학교 경영대학 경영학과 교수

2) 한국은행 울산본부 기획조사팀 조사역

< 요약 >

I. 서론

II. 울산지역의 수출 동향 및 주요특징

1. 연도별 수출
2. 국가별 수출
3. 산업별 수출

III. 미국의 무역정책

1. 미국 무역정책의 변동
2. 최근의 미국 무역정책
3. 미국 무역정책의 쟁점

IV. 분석

1. 분석 목적 및 개요
2. 데이터
3. 방법론
4. 분석 결과

V. 결론 및 정책적 시사점

1. 요약
2. 시사점 및 한계점

참고문헌

부록

〈 요약 〉

작년 말부터 영국의 유럽연합 탈퇴(브렉시트, Brexit) 및 미국 트럼프 정부 출범 등을 계기로 보호주의 무역기조가 강화되는 추세를 보이고 있다. 이에, 미국, 호주 등 서구 경제권과의 교역에 높은 의존도를 보이고 있는 울산지역의 주력산업 경영성과에 대한 우려의 목소리가 높아지고 있다. 주력산업의 실적 악화는 지역 경제의 침체로 이어지는 만큼, 주요국의 보호주의 무역기조가 울산지역 주력산업 경영성과에 미칠 영향을 체계적으로 분석할 필요가 있다.

본고에서는 특히 울산지역 주력산업 수출에서 높은 비중을 차지하고 있는 미국의 무역정책 변화가 주력산업 실적에 미치는 영향에 주목하였다. 동 연구를 수행함에 있어서 데이터 기반(Data-driven) 검증 및 예측 기법이 활용되었다. 먼저 미국 무역정책의 변화가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향은 군집분석(Cluster Analysis)을 통해 살펴보았다. 또한 향후 미국이 무역정책의 방향을 바꾸는 경우 울산지역 주요 기업의 경영지표가 변화하는 정도는 의사결정나무분석(Decision Tree Analysis)과 순환형 신경망 분석(RNN; Recurrent Neural Networks, 혹은 장단기 기억 네트워크)을 이용하여 예측해 보았다.

본고의 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 미국 무역정책의 보호주의가 강한 시기에 비해 그렇지 않은 시기가 영업이익 증가율이 더 높았다. 보호주의 무역정책의 부정적인 충격은 산업별로 비대칭적으로 나타났다. 특히 자동차 관련 산업이 무역정책에 큰 영향을 받았다. 둘째, 관세사건 건수 및 처리 결과를 토대로 미국 무역정책 기조가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향을 예측해 보았다. 관세 사건은 승인, 반려 혹은 중단으로 처리되는데, 각 결과의 건수는 향후 성과를 전망하는 데 중요한 지표로 활용될 수 있다. 다만 산업에 따라서 예측에 활용하는 관세사건 변수가 서로 다르고, 경영지표의 개선 정도도 상이한 것으로 분석되었다.

이와 같은 분석결과는 울산지역 주력산업의 경영성과에 각국 정부의 무역정책 성향이 유의한 영향을 미친다는 점을 객관적인 데이터를 통해서 입증하고 있다. 더 나아가 관세 심사 건수 등 무역정책 성향을 나타내는 변수를 통해서 각 산업의 향후 실적의 변동 가능성을 예측할 수 있다. 수출대상국의 무역정책 변화에 대해 각 수출기업은 효율적인 대응방안을 마련하고 유관기관들은 적절한 지원방안을 모색하는 데 동 연구의 결과를 참고할 수 있을 것이다. 그러나 예측의 정확도를 향상시키기 위해서는 기계학습에 활용할 수 있는 다양한 데이터가 장기간에 걸쳐 축적될 필요가 있다.

I. 서론

영국의 유럽연합 탈퇴(브렉시트, Brexit)와 미국 트럼프 정부 출범을 계기로 보호주의 무역기조에 대한 우려가 심화되고 있다. 주요 수출대상국이 보호주의를 무역정책에 반영할 경우 수출이 감소하여 우리 경제의 성장 동력이 약화될 수 있기 때문이다. 울산지역은 자동차, 조선 등 주력산업이 수출에 크게 의존하고 있어, 우리 경제와 마찬가지로 이러한 위험에 노출된 상황이다. 그런데 울산지역 주력산업이 미국에 대한 수출의존도가 비교적 높다는 점을 감안하면, 미국의 보호주의 무역정책 도입은 기업실적 부진으로 이어질 가능성이 크다. 2017년 3월 들어 미국정부는 현대중공업 변압기에 반덤핑관세를 61% 부과하였는데(아시아경제, 2017), 이처럼 미국의 무역정책 기조변화에 따른 울산지역 주력산업의 경영상 위험요인이 점차 현실화되는 모습이다.

미국 무역위원회(United States International Trade Commission)는 불공정무역으로 인해 국제무역 질서를 해치고 미국경제에 악영향을 미칠 것으로 판단되는 경우 상계관세(Countervailing Duties) 및 반덤핑관세(Antidumping Duties) 등을 징수하고 있다. 본 연구에서는 상계관세 및 반덤핑관세 부과 내역이 미국의 무역정책 성향을 적절히 반영한다고 보고, 이를 토대로 미국 보호주의 무역정책이 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향을 분석하였다. 미국은 울산지역의 수출대상국 중에서 비교적 큰 비중을 차지하고 있다. 미국이 보호주의 무역정책을 도입할 경우 울산지역 주력산업에 부정적인 영향을 미칠 가능성이 높다. 그러나 이는 객관적인 수치로 뒷받침 되어야 할 필요가 있다. 이에 따라 본 연구에서는 과거 데이터를 바탕으로 미국의 무역정책 변화가 울산지역 주력산업 경영성과에 미치는 영향을 검증하였다. 더 나아가 미국 무역정책의 변화가 기업성과에 미치는 영향을 예측하는 방법을 모색해 보았다.

본 연구는 다음과 같이 이루어져 있다. 먼저 2장에서는 울산지역 주력산업의 전반적인 수출 동향을 연도별, 국가별, 산업별로 나누어 살펴보았다. 3장에서는 미국 무역정책의 역사를 조망하였다. 미국은 건국 초기에는 보호무역주의를 채택하였다. 이후 무역정책은 뉴딜 정책을 시행하는 과정에서 자유주의로 전환되었으며, 1970년대에는 수정주의적 자유주의가 정책기조에 반영되었다. 그리고 현대 미국의 무역정책에는 보호주의적 규제가 다수 존재하는데, 이 중 주된 수단으로 활용되고 있는 상계관세와 반덤핑관세의 내용을 정리하였다. 아울러 미국 무역정책과 관련된 최근 쟁점사안 등에 대해서 살펴보았다.

4장은 본 연구의 핵심인 데이터 기반 분석 결과를 포함하고 있다. 우선 연구에 활용한 데이터 및 연구방법론을 소개하고, 이를 토대로 시행한 분석결과를 제시하였다. 연구의 주요 분석틀로는 군집분석(Cluster Analysis), 의사결정나무분석(Decision Tree Analysis) 및 순환형 신경망분석(RNN; Recurrent Neural Networks, 또는 장단기 기억 네트워크)이 이용되었다. 군집분석은 데이터를 상이한 특성을 갖는 '군집'으로 효과적으로 분류하는 비지도학습(unsupervised learning)의 일종이다. 동 연구 방법으로 연도별 상계관세 및 반덤핑관세 부과 내역을 보호주의 무역기조 강도에

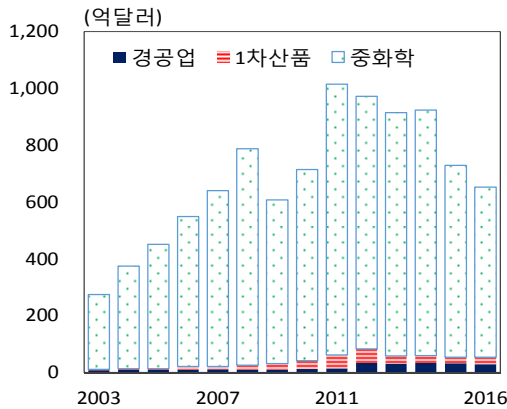
따라 2개 군집으로 나누어 비교분석하였다. 순환형 신경망은 기계학습 모형의 일종으로 순차형 데이터(sequential data)를 비교적 정확하게 예측한다. 무역 및 기업경영성과는 과거의 추세가 현재와 미래에 영향을 미친다는 측면에서 순차형 데이터의 특성을 지닌다. 이러한 특징을 고려하여 순환형 신경망 분석을 울산지역 주력산업 경영성과 예측에 적용해 보았다. 다만 동 모형은 예측과정을 구체적으로 '설명'하고 어떠한 변수가 높은 영향력을 갖는지를 밝혀내기에는 적합하지 않다. 이러한 한계점을 보완하기 위하여 본 연구에서는 의사결정나무분석을 이용한 울산지역 주력산업 성과예측을 병행하였다. 마지막으로, 5장에서는 본 연구의 전반적인 내용을 요약정리하고, 시사점 및 한계점을 제시하였다.

II. 울산지역의 수출 동향 및 주요특징

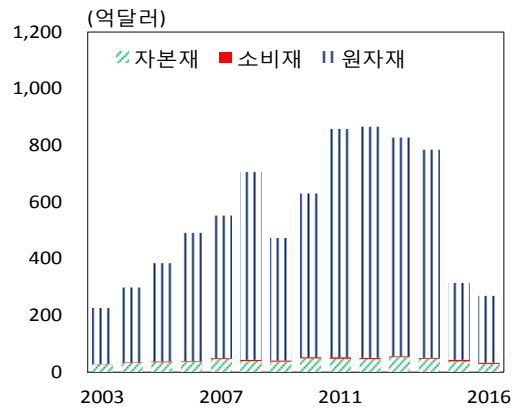
1. 연도별 수출

울산지역의 수출은 주력산업인 자동차, 조선, 석유화학, 정유 등 중화학제품이 대부분의 비중을 차지하고 있다(<그림 1>). 수입의 대부분은 주력산업 공정의 원료가 되는 원자재이다(<그림 2>).

<그림 1> 울산지역 연도별 수출



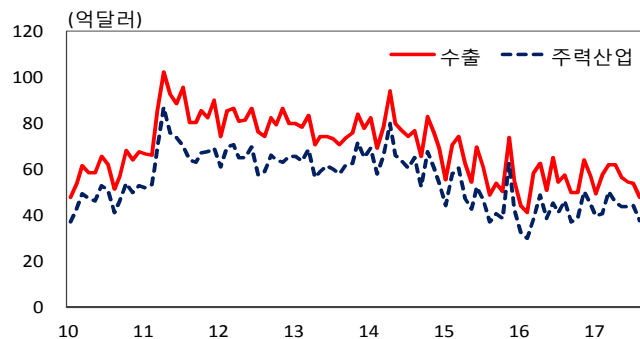
<그림 2> 울산지역 연도별 수입



자료: 무역협회

2000년대에는 울산지역의 수출이 중화학제품을 중심으로 지속적인 성장세를 보였다. 그러나 2011년(935억달러)을 정점으로 조선, 정유 등이 침체를 겪으면서 수출이 감소로 전환되었다. 수출부진을 반영하여 주력산업 생산에 투입되는 원자재 수입도 감소하는 추이를 보였다. 수출 시계열을 월별로 보면, 수출의 감소세는 2017년에도 지속되고 있다. 2017년 들어 석유화학·정제의 호조로 수출 감소세는 소폭 완화되었다. 그러나 보호주의 대두 가능성, 유가상승 등으로 수출이 오름세로 바뀌기는 쉽지 않은 상황이다.

<그림 3> 울산지역 월별 수출액

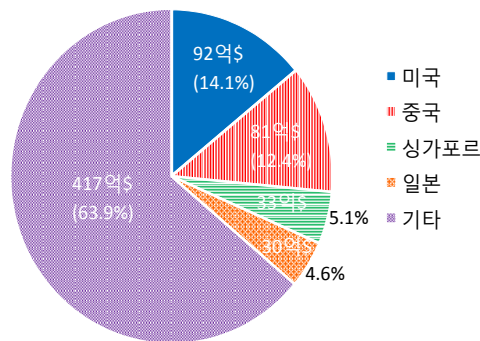


주: '주력산업'은 자동차, 조선, 석유화학 및 석유정제의 수출 합산 기준
자료: 무역협회

2. 국가별 수출

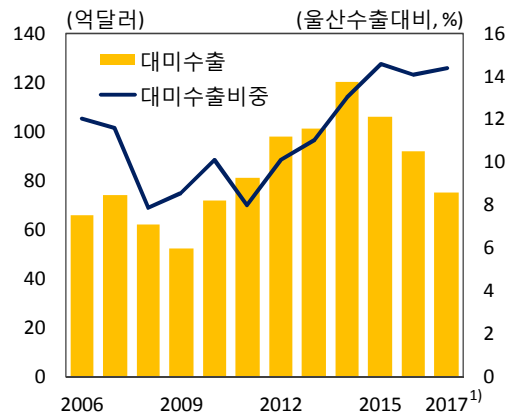
울산지역의 주요 수출국은 미국, 중국 싱가포르 및 일본이다. 2016년 울산지역에서 4개 국가에 대한 수출액은 236억달러로 전체 수출액(653억달러)의 36.1%를 차지하였다.<그림4>. 특히 대미수출 비중은 14.1%로 가장 높게 나타났다. 동 비중은 2011년 이후 증가하였는데, 이를 통해 울산 수출의 대미의존도가 심화되고 있음을 확인할 수 있다. 또한 울산에서 생산한 중간재를 중국, 일본 등이 가공하여 미국에 판매하는 '간접수출'까지 고려하면 미국이 울산 수출에 미치는 영향은 매우 크다고 볼 수 있다(한국무역협회 2017).

<그림 4> 2016년 울산지역 국가별 수출액



자료: 무역협회

<그림 5> 울산지역 대미수출 추이



주: 1) 2017.1~9월 누적수출액 기준

그러나 주요 수출대상국이 무역정책기조를 변화하는 움직임을 보이면서, 울산지역의 수출 전망이 밝지만은 않은 상황이다. 전세계적으로 보호주의(Protectionism)를 무역정책에 반영하려는 움직임이 나타나고 있기 때문이다. 2016년 영국의 유럽연합(EU) 탈퇴가 보호주의가 현실화된 대표적인 사례다. 특히 2017년 들어 미국도 트럼프 정부가 출범하면서 보호무역주의를 도입하려는 움직임을 보이고 있다. 이는 최근 한미 FTA 재협상 논의 등으로 구체화되고 있는 실정이다. 울산의 수출기업은 미국의 이러한 움직임으로 어려움을 겪을 가능성이 높아졌다(서울경제 2017a; 경상일보2016; 울산매일2017a; 울산매일2017b).

3. 산업별 수출

울산지역의 수출을 산업별로 보면, 2016년 현재 주력산업인 자동차, 조선, 석유화학 및 석유정제가 전체의 75.1%를 차지한다. 각 산업의 수출액 추이는 <표1>과 같다. 자동차산업은 공정단계에 따라 자동차(완성차) 및 자동차부품으로 세분하여 정리하였다.

<표 1> 울산지역 품목별 수출액

(단위: 백만달러)

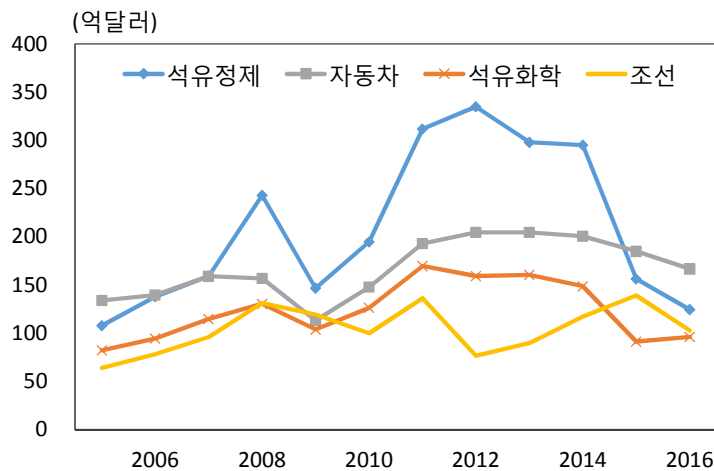
	석유정제	석유화학	조선	자동차	자동차부품	계
2005	10,735	7,118	6,404	11,368	2,037	37,662
2006	13,668	8,371	7,833	11,373	2,662	43,907
2007	15,715	10,247	9,592	13,112	2,828	51,494
2008	24,019	11,355	13,109	12,558	3,153	64,194
2009	14,460	9,054	11,949	9,580	1,760	46,803
2010	19,260	10,899	9,998	12,332	2,491	54,980
2011	30,918	14,803	13,640	16,084	3,262	78,707
2012	33,346	13,685	7,649	16,855	3,671	75,206
2013	29,698	13,801	8,219	16,675	3,860	72,253
2014	29,493	12,754	11,707	17,090	3,027	73,974
2015	15,577	7,362	13,902	16,219	2,348	55,408
2016	12,424 (26.4)	7,441 (15.8)	10,259 (21.8)	14,190 (30.2)	2,706 (5.8)	47,020 (100.0)
2005~2016년 누적수출액	249,216 (35.5)	126,890 (18.1)	124,261 (17.7)	167,436 (23.9)	33,805 (4.8)	701,608 (100.0)

주: () 안은 해당기간 수출액의 비중을 의미
자료: 무역협회

주력산업의 수출은 울산지역의 전체 수출과 유사한 증감 추이를 보이고 있다(<그림3>). 이는 중화학공업이 수출의 비중의 대부분을 차지한다고 확인한 앞선 논의와도 부합한다. 연도별 추이를 보면, 주력산업의 수출은 2011년에 정점을 찍은 후(787억달러) 감소세를 보이고 있다. 그 결과 2016년 주력산업 수출액(470억달러)은 2009년(468억달러) 수준으로 회귀하였다.

2005년부터 2016년까지의 누적수출액을 보면 석유정제(2,492억달러)가 전체 주력산업 수출액(7,016억달러)의 35.1%를 차지하면서 가장 높은 비중을 보이고 있다. 같은 기간 동안 각 수출변동성은 주력산업 석유정제가 가장 높았다(<그림6>).

<그림 6> 울산지역 주력산업 연도별 수출액 추이



자료: 무역협회

III. 미국의 무역정책

1. 미국 무역정책의 변동

<그림 7> 미국 무역정책의 변화



미국 무역정책의 발전 과정은 크게 네 단계로 나누어 볼 수 있다(<그림7>). 미국 연방정부는 건국 초기에 재정수입 증대 등을 목적으로, 중상주의를 무역정책에 반영하여 관세율을 높게 책정하였다. 이 시기 미국은 신생국(New Nation)으로서 경제적 자립을 달성하기 위하여 자국 내 제조업을 진흥하고 기반시설을 확충(internal improvement)할 필요가 있었다. 이로 인해 보호주의 무역기조는 점차 강화되었다. 1828년의 관세법은 이러한 경향이 극대화된 사례로, 당대에는 '가증스러운 관세(tariff of abomination)'이라고 불렸다(백창재 2015; Hartz 2012).

19세기말이 지나면서 일시적으로 자유주의가 무역정책에 반영되었다. 대표적으로, 우드로윌슨(Woodrow Wilson) 대통령은 무역자유화 정책을 도입하고, 1913년 언더우드관세법(Underwood Tariff Act)을 제정하여 관세율을 다소 하락시켰다. 그러나 1918년 공화당이 의회에서 주도권을 잡으면서 다시 보호주의 기조가 강화되었다. 이후 포드니-매컴버 관세법(Fordney-McCumber Tariff Act)과 스무트-홀리 관세법(Smoot-Hawly Tariff Act) 등이 제정되면서 미국의 보호무역 체제는 공고해졌다(백창재 2015; Lake 1983; Schattschneider 1935).

대공황에 대응하여 실시된 프랭클린 루즈벨트(Frankling Roosevelt) 대통령의 뉴딜정책(New Deal)은 미국의 무역정책 방향이 전환된 계기였다. 뉴딜정책 시행 초기에는 공화당이 형성한 보호무역 체제가 유지되었다. 그러나 국가 내부 모순과 갈등의 해소를 목적으로 시작된 '제2단계' 뉴딜정책을 통해 자유주의가 무역정책에 도입되었다. 1934년에 제정된 호혜통상법(Reciprocal Trade Agreements Act; RTAA)을 기점으로 미국 무역정책이 자유주의로 방향을 선회하기 시작하였다. 이후 제2차 세계대전 직후인 1950~1960년대에는 미국의 패권이 공고해지면서 자유주의적 무역정책이 지속되었다(백창재 2015; Ferguson 1984; Frieden 1988).

1970년대 들어 미국의 대외무역수지적자가 기하급수적으로 늘어나면서 보호무역이 필요하다는 주장이 제기되었다. 그러나 미국의 수출의존도가 확대된 상황에서 완전한 보호주의로 복귀하기에는 쉽지 않은 상황이었다. 특히 농업과 고부가가치 첨단산업(반도체, 항공기 등)의 수출의존도가 높았는데, 보호주의를 도입할 경우 이들 산업의 실적이 악화되어 궁극적으로는 미국경제 전반에 악영향이 발생할 수 있다는 우려가 나타났다(<표2>). 이에 수정주의적 자유주의(revisionist liberalism)가 대안으로 제기되었다. 자유무역을 유지하되 미국의 무역수지적자는 외국 정부가 자

국산업을 과도하게 보호하여 발생한 것이므로, 공정무역과 전략적 무역정책 등의 수단을 통해 이와 같은 문제를 시정해야 한다는 견해이다(백창재2015; Destler 2005; Milner & Yoffie 1989).

<표 2> 미국의 1981년 상품별 수출의존도

상품	수출액 비중	상품	수출액 비중
항공기및부품	45%	밀	77%
반도체	42%	트랙터및부품	63%
과학기구	40%	면화	52%
건축토목장비	38%	대두	50%
자동차부품	30%	농기구	42%
전기계측기구	28%	옥수수	39%

자료: 백창재, 2015

2. 최근의 미국 무역정책

2000년대에 들어 보호주의적 무역정책은 상호주의에 입각하여 자국의 이익을 다른 나라의 불공정 행위로부터 보호하는 ‘공정무역(fair trade)’으로 이어지고 있다. 최근에는 2017년 초 트럼프 정부가 출범하면서 공정무역 등 보호주의 무역규제가 강화되는 모습이다. 미 행정부는 교역상대국의 ‘불공정무역관행(unfair trade practices)’에 엄중하게 대처하겠다고 발표했으며, ‘2017년 대통령 통상 정책 의제’에서도 공정무역에 대한 단어를 자유무역 관련 단어에 비해 더 많이 언급하는 등의 사례가 이를 반영하고 있다(곽동철2017; BBC News 2016; CNBC 2017).

규제수단을 중심으로 보면, 미국의 무역정책은 보호주의적 성격이 강하다. 국제 무역 연구기관인 Global Trade Alert에 따르면, 미국은 수출보조(Export subsidy), 수입금지(Import ban), 구제금융(Bailout) 등 보호주의적 성격의 규제 장치가 450여 개에 달한다. 반면 브라질, 중국, 유럽, 일본 등은 비슷한 성격의 규제 수단이 150개 미만으로 집계된다(Business Insider 2015). 동 기관에 따르면, 2017년 2월 현재 보호무역 관련 사건의 누적집계는 미국이 993건, 아세안국가가 316건, 중국이 154건 수준으로, 미국이 가장 많다(중기이코노미2017).

미국의 대표적인 보호주의적 규제 장치는 관세제도(Tariff System)이다. 미 무역위원회(United States International Trade Commission)는 불공정무역으로 무역질서를 해치는 기업에 상계관세(Countervailing Duties) 및 반덤핑관세(Antidumping Duties)를 부과한다. 미국 기업이 불공정한 수입제품으로 인해 부당한 피해를 보았다는 진정서(Petition)를 제출하면, 무역위원회가 불공정여부를 판단하여 상계관세 및 반덤핑관세의 부과여부를 결정한다(네이버지식백과2013; Unites States International Trade Commission 2017).

상계관세는 수출국이 기업에 보조금을 지급하여 대미수출가격이 하락하는 경우 부과되는 관세이다. 반덤핑관세는 수출기업이 정상가격보다 크게 낮은 가격으로 제품을 미국에 수출하는 경우 부과된다(네이버지식백과2013). 미 무역위원회에 따르

면, 1980년부터 2008년까지 접수된 상계관세 및 반덤핑관세 관련 사건은 1,632건이다. 반덤핑관세는 연평균 40건, 상계관세는 연평균 16건으로 반덤핑관세 사례가 상계관세 사례의 2배를 상회한다(Unites States International Trade Commission 2010).

미 무역위원회 홈페이지(<https://www.usitc.gov>)에서는 상계관세 및 반덤핑관세와 관련하여 진행 중인(active) 사건 및 완료된(final) 사건의 목록과 상세 설명을 찾아볼 수 있다(<그림8>). <표3>은 상계관세 및 반덤핑관세 사건의 예시이다.

<그림 8> 반덤핑 및 상계관세 사건



자료: https://www.usitc.gov/trade_remedy/731_ad_701_cvd/investigations.htm

<표 3> 상계관세 및 반덤핑관세 사례

현재상태	사건제목	사건번호	해당국가	최근단계
진행중(Active)	Diocetyl Terephthalate (DOHP) from Korea	731-TA-1330	대한민국(Korea)	완료단계(Final Phase)
진행중(Active)	Carbon and Alloy Seamless Standard, Line, and Pressure Pipe from Japan and Romania	No. 731-TA-847 and 849	일본(Japan), 루마니아(Romania)	세번째리뷰(Third Review)
완료(Completed)	Tetrafluoroethane (R-134a) from China	No. 731-TA-1313	중국(China)	초기단계(Preliminary Phase)

자료: https://www.usitc.gov/trade_remedy/731_ad_701_cvd/investigations.htm

미 트럼프 행정부는 일부 한국 수출기업들에 무역규제를 가하고 있다. 특히 일부 기업들은 무역특혜연장법 504조에 따라 ‘징벌적 규제’ 대상에 포함된 상황이다(서울경제2017b). 예를 들어 미국 정부는 지난 3월 현대중공업이 생산한 대형변압기(transformer) 수출 제품에 61% 수준의 반덤핑과세 판정을 내렸다. 이는 예비 판정(3.09%)의 20배에 달한다(뉴스원2017; 중소기업뉴스2017).

3. 미국 무역정책의 쟁점

미국은 대미수출 기업들이 불공정무역을 할 경우 징벌적 무역규제를 가할 수 있다. 보호주의 성향이 강한 트럼프 정부 출범에 따라 울산지역 수출기업에 대한 무역규제는 심화될 것으로 전망된다. 전술한 바와 같이 울산지역은 대미수출의 비중이 높으므로, 이와 같은 무역규제 심화로 울산 주력산업의 경영성과가 악화될 가능성이 높다.

본고에서는 이러한 여건을 고려하여 미국 무역정책 변화가 울산지역 주력산업 경영성과에 미치는 영향을 분석해 보았다. 무역정책의 기초 변화는 미국의 주요 무역규제 수단인 상계관세 및 반덤핑관세 사례 건수 및 판정 결과에 반영된다. 이에 따라 상계관세 및 반덤핑관세를 중심으로 미국 무역정책 기초가 울산지역 수출기업의 경영성과에 미치는 영향에 대해 분석하였다. 더 나아가 미국 무역정책의 변동에 따른 울산지역의 주력산업 경영성과의 변동을 예측할 수 있는 방안을 모색해 보았다.

IV. 분석

1. 분석 목적 및 개요

본 연구의 목적은 두 가지로 나눌 수 있다. 먼저 반덤핑관세와 상계관세를 중심으로, 미국 무역정책의 변화가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향 여부를 검증한다. 또한 미국의 무역정책 변화가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향을 예측하고, 나아가 그러한 영향의 정도를 수치화한다.

분석을 수행하기 위하여 데이터 기반(Data-driven) 검증 및 예측 기법을 채택하였다. 활용 가능한 데이터의 양과 종류가 증가하고 데이터 분석 기술이 발달하면서, 데이터에 근거한 의사결정의 효과성과 중요성이 갈수록 증대되고 있다(Provost and Fawcett 2013).

본 연구의 접근법은 널리 활용되고 있는 계량경제학의 분석 방식과는 많은 차이가 있다. 계량경제학 모형은 제한된 변수를 이용하여 현상에 대해 선형적이고 이해가 편리한 설명을 제시한다. 그러나 계량경제학의 분석은 지나치게 단순화된 모형 구조를 이용하여 복잡한 현실을 충분히 반영하지 못한다는 한계가 있다. 뿐만 아니라, 향후 발생할 현상에 대한 예측력(prediction power)이 크게 떨어진다는 점도 문제로 지적된다(Taleb 2007). 예를 들어 지난 2007년 일부 경제학자들이 계량경제학 모형에 근거하여 주택가격거품(housing bubble)이 없다고 주장하였으나, 실제로는 미국주택가격의 거품이 소멸됨에 따라 글로벌 금융위기가 촉발되었다(Silver 2012).

반면 본고의 연구방법은 다차원적이며 변수 간에 상호작용하는 모형을 통해 비선형적이고 복잡한 현상을 설명 및 예측할 수 있다. 특히 본 연구에서 활용한 딥러닝(deep learning) 기반 학습모형은 기존의 기계학습 모형에서 연구자가 수행하였던 특징 추출(feature extraction)까지 기계가 대신 수행해줄 만큼 강력하다. 딥러닝은 연구에 활용할 수 있는 데이터의 종류와 양이 증가한 데다, 순환형 신경망(recurrent neural networks), 합성곱신경망(convolutional neural networks), 비선형 활성화 함수(nonlinearities), 배치 정규화(batch normalization) 등 관련 모형 및 기술의 발달로 적용분야가 확대되고 있다. 딥러닝의 적용분야는 자율주행자동차(autonomous vehicle), 이미지처리(image processing), 비디오자막생성(caption generation) 등에 이른다.

2. 데이터

미국의 무역정책과 관련한 자료는 미 무역위원회의 'Import Injury Investigations Case Statistics'(Unites States International Trade Commission 2010)를 활용하였다. 이는 1980년부터 2008년까지 발생한 수입상해사건(Import injury cases)을 연도 별로 정리한 것이다. 본고에서는 이들 사건 중 미국연방조세법(the Tariff Act of 1930)의 타이틀Ⅶ(Title Ⅶ)에 저촉되는 반덤핑관세 및 상계관세 부과 사례 관련 통계 자료를

활용하였다(<표4>).

<표 4> 반덤핑 및 상계관세 관련 통계

(단위: 건, 백만달러)

회계연도	사례 수	판결			수입금액
		승인	반려	중단	
2008	26	23	1	2	2,222,355
2007	37	25	11	1	1,986,708
2006	8	2	3	3	1,912,478
2005	12	8	4	0	1,688,847
2004	39	21	9	9	1,469,305
2003	41	16	14	11	1,288,523
2002	39	13	22	4	1,176,948
2001	116	55	48	13	1,233,117
2000	36	19	15	2	1,225,314
1999	67	26	29	12	1,028,588
1998	44	29	12	3	944,508
1997	29	15	11	3	891,227
1996	14	9	2	3	814,621
1995	20	11	6	3	775,640
1994	70	31	32	7	676,563
1993	37	12	9	16	601,983
1992	133	56	72	5	550,897
1991	74	20	43	11	523,659
1990	25	16	6	3	518,210
1989	32	19	9	4	497,086
1988	48	24	17	7	463,463
1987	44	21	16	7	419,218
1986	89	47	21	21	393,745
1985	120	34	32	54	362,073
1984	80	24	21	35	340,567
1983	42	15	16	11	265,733
1982	178	30	78	70	269,226
1981	32	5	5	22	407,377
1980	100	11	70	19	256,047
계	1,632	637	634	361	25,204,027

자료: Unites States International Trade Commission, 2010

사례 수는 해당 회계연도 중에 제기된 모든 반덤핑관세 및 상계관세 사건의 수이다. 각 사례의 판결 결과는 승인(Affirmative), 반려(Negative) 및 중단(Terminated) 3가지로 분류된다. 사례가 승인될 경우 관세가 해당 품목에 대해 부과되며, 반려될 경우에는 부과되지 않는다. 사건 신청인이 사건을 철회하거나 당국이 이를 유예하는 경우는 중단으로 처리된다. 한편 <표4>의 수입금액은 사례와 관련된 수입 항목의 달러화 환산가치를 의미한다(Unites States International Trade Commission 2010).

한편 울산지역 주력산업의 경영성과와 관련된 데이터는 한국은행 울산본부의 기업경영분석 통계를 활용하였다. 한국은행 울산본부는 매년 기업경영분석 책자를 발행하여 지역 산업의 경영성과를 정리하여 제공하고 있다. 각 산업의 연도별 경영성과는 매출총이익(Gross profit on sales)과 영업이익(Business profits) 데이터를 통해 파악하였다. 예를 들어, <표5>는 자동차산업의 2015년 손익계산서(Income Statement)인데(한국은행 2015), 이와 같이 정리된 매출총이익과 영업이익을 연구에

활용하였다. 손익계산서의 매출총이익 및 영업이익은 기업의 실질적인 성과와 향후 성장성을 측정함에 있어서 경상이익이나 당기순이익보다 더 적절한 지표이다(최종학 2012).

<표 5> 2015년 자동차산업의 손익계산서

(단위: 백만원)

내역	금액	
매출액		99,707,081
매출원가		(79,456,218)
매출총이익		20,250,863
판매비와 관리비		(13,907,085)
급여	2,754,587	
퇴직급여	275,875	
복리후생비	339,333	
세금과공과	52,755	
임차료	114,877	
감가상각비	171,953	
접대비	15,417	
광고선전비	1,447,918	
경상개발비 · 연구비	1,771,283	
보험료	32,762	
대손상각비	8,809	
무형자산상각비	76,260	
기타판매비와관리비	6,845,256	
영업이익		6,343,778
영업외수익		5,057,425
이자수익	542,175	
배당금수익	2,252,069	
외환차익	619,275	
외화환산이익	163,210	
투자·유형자산처분이익	516,958	
지분법평가이익	12,910	
기타영업외수익	950,828	
영업외비용		(2,357,262)
이자비용	338,242	
외환차손	682,060	
외화환산손실	270,062	
투자·유형자산처분손실	77,958	
지분법평가손실	225,910	
기타영업외비용	763,029	
법인세비용차감전순이익		9,043,904
법인세비용		(1,837,705)
당기순이익		7,206,235

자료: 한국은행

3. 방법론

가. 군집분석(Cluster Analysis)

우선 미국 무역정책의 변화가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향 여부를 군집분석(Cluster Analysis)을 활용하여 분석하였다. 군집분석은 기계학습(Machine learning) 방법론 중 비지도학습(Unsupervised learning)의 일종으로, 전체 관측된 데이터를 내부적으로 유사한 군집(clusters)들로 분할(partition)하는 방법이다.

본 연구에서 군집분석을 활용한 이유는 과거 데이터를 활용하여 보호주의 무역 기조가 비교적 강했던 연도와 그렇지 않았던 연도로 분류하기 위해서이다. 보호무역 강도에 따라 분류된 군집 간의 경영성과를 비교함으로써 무역정책의 변화가 주력산업의 경영성과에 미치는 영향을 확인할 수 있다. 그런데 보호무역 강도에 따라 각 연도를 분류하기에 기계학습 중에서 미리 구축된 학습데이터로 함수를 유추하는 방식인 지도학습을 활용하기에는 무리가 따른다. 보호무역의 강도를 측정할 수 있는 대푯값이 존재하지 않아 지도학습 기법의 일종인 '분류법(classification)'을 이용할 수 없으며, 동 데이터가 다차원이라는 점을 고려하면 연구자가 보호무역 강도를 판단하는 기준을 자의적으로 결정할 수도 없기 때문이다. 이에 별도의 학습용 데이터 없이 컴퓨터가 데이터 자체를 분석하고 군집을 나누어 학습해 나가는, 비지도학습의 일종인 군집분석을 연구에 활용하였다.

군집분석의 대표적인 적용 사례로 효과적인 마케팅을 위해 유사한 고객들끼리 묶어 분류하는 시장세분화(Market segmentation)를 들 수 있다. 군집분석에는 크게 위계적 군집화(Hierarchical clustering)와 k-평균 군집화(k-means clustering)의 두 가지 방식이 있다. 본 연구에서는 미리 군집의 개수를 설정해주고 중심점을 바꿔가며 적절한 군집을 찾아가는 k-평균 군집화 방식을 사용하였다(Flach 2012; Shmueli et al 2016).

k-평균 군집화는 n개의 관측치가 있을 때 d차원의 벡터 공간상에 존재하는 각 관측치를 군집 내부의 분산(variance)을 최소화하면서 k개의 집합으로 분류하는 것이다. 일반적으로 군집 내부의 분산은 군집 내의 원소 간의 거리(Euclidean distance)로 계산된다. 즉, 군집분석의 목적은 하단에 제시하는 군집내부제곱합(WCSS, Within-cluster sum of squares)을 최소화하는 것으로 귀결된다(Asabti et al 1997; Kriegel et al 2016; Shmueli et al 2016).

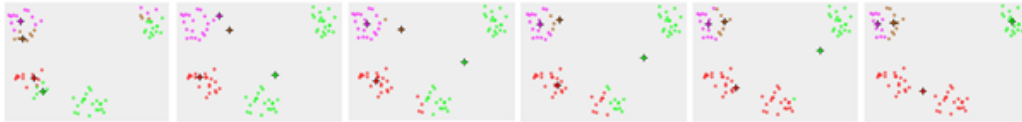
$$\begin{aligned} WCSS &= \sum_{P_i \in P} \sum_{j=1, \dots, d} \sum_{a, b \in P_i} (a_{ij} - b_{ij})^2 \\ &= \sum_{P_i \in P} \sum_{j=1, \dots, d} 2|P_i| \sum_{a, b \in P_i} (a_{ij} - \mu_{ij})^2 \end{aligned}$$

where μ_{ij} is the mean coordinate of cluster i in dimension j (i.e., centroid)

군집내부제곱합은 각 집합의 중심점(centroid)으로부터 그 집합에 속한 관측치까

지의 거리를 제공해 합한 값과 같다. k-평균 군집분석 알고리즘은 최초에 중심점을 설정하고 각 관측치와 가장 가까운 군집을 배당하고, 중심점을 각 군집 관측치들의 무게중심으로 재조정하는 과정을 유한 번 반복해 최적의 군집을 찾아낸다(Jain 2010; Kanungo et al 2002; Shmueli et al 2016). <그림9>는 k-평균 군집분석 알고리즘이 최적 군집을 도출하는 과정을 시각화한 것이다(Mirkes 2011).

<그림 9> k-평균 알고리즘이 최적화된 군집을 찾아가는 과정



자료: Mirkes 2011

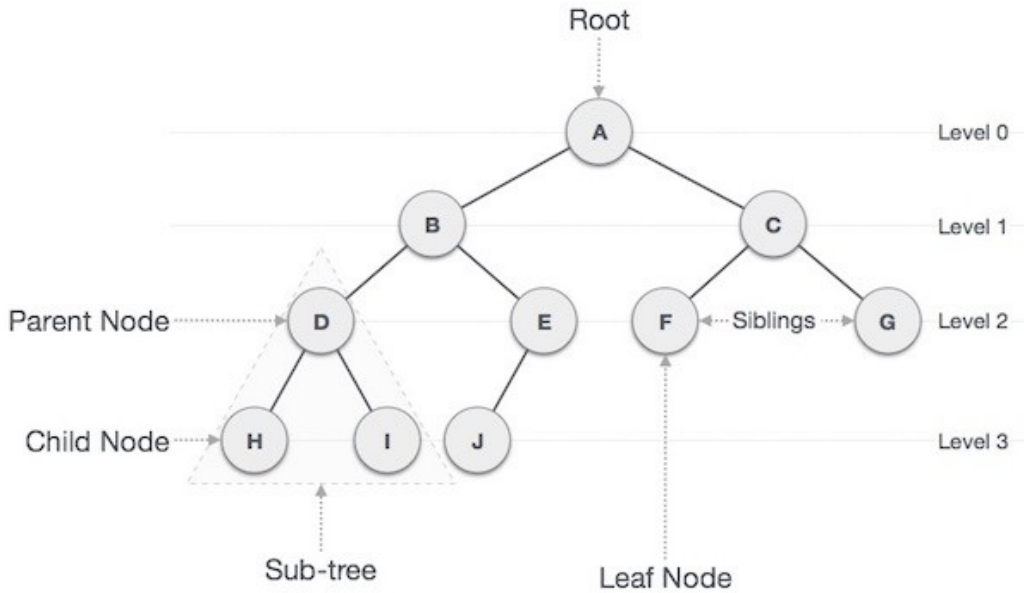
본 연구에서는 k-평균 군집분석 알고리즘을 활용하여, 1980년부터 2008년까지 각 연도를 수입상해사건을 2개의 군집으로 분류하였다. 각 연도를 수입상해사건 발생 경향이 비슷한 두 군집으로 나누어, 두 군집 기간 동안에 울산지역 주력산업의 경영성과에 유의미한 차이가 있는지를 알아보았다. 두 군집 사이에 울산지역의 경영성과(매출총이익 및 영업이익 증가율)의 차이를 통해 미국의 무역정책 기조에 따라 울산지역 주력산업 경영성과가 어떻게 변하는지를 확인하였다.

나. 의사결정나무분석(Decision tree analysis)

미국 무역정책의 변화가 울산지역 주력산업에 미치는 영향을 예측하기 위해서 의사결정나무분석(Decision Tree Analysis)을 활용하였다. 의사결정나무분석은 분류(classification)와 예측(prediction)을 위해 널리 쓰이는 기계학습 알고리즘 중 하나로 직관적이고 결과해석이 편리하다는 장점이 있다. 의사결정나무분석의 결과는 여러 개의 단순한 분기 조건인 if-then 조건문(If X, then Y)들로 구성되어 있으며, 분석결과를 시각화(visualize)하여 쉽게 설명할 수 있다(Safavian and Landgrebe 1991; Shmueli 2016). 또한 의사결정나무는 각 노드의 내용을 통해 중요한 변수(feature)를 밝혀낼 수 있다는 장점도 있다. 본 연구에서는 이러한 특징을 고려하여 의사결정나무분석을 이용하였다.

의사결정나무분석은 나무자료구조(Tree data structure)를 기반으로 한다. 이는 이진트리(Binary tree)와 유사하다. 이진트리는 노드(node)와 엣지(edge)로 이루어져 있는 자료 구조인데, 가장 위에 있는 노드를 뿌리(root)라고 지칭한다. 모든 이진트리에는 하나의 뿌리 노드만이 존재한다. 특정 노드에 연결된 노드 중 위쪽에 위치한 노드를 부모 노드(parent node)라고 하며, 아래쪽에 위치한 노드를 자식 노드(child node)라고 한다. 자식 노드를 하나라도 가지고 있는 노드를 내부 노드(internal node)라고 하며, 자식 노드가 없는 노드를 단말 노드(leaf node)라고 한다. <그림10>은 일반적인 이진트리의 구조이다(Schaffer 2012; Tutorialspoint 2017a).

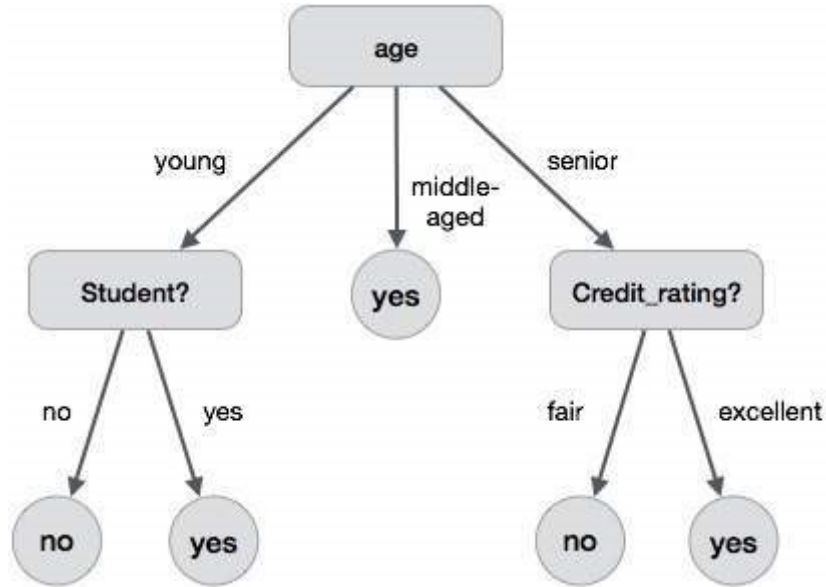
<그림 10> 일반적인 이진트리의 구조



자료: Tutorialspoint 2017a

<그림11>은 의사결정나무분석의 예시를 보이기 위해 제시하였다. 이는 고객의 컴퓨터 구입 여부를 예측하기 위한 의사결정나무이다(Tutorialspoint 2017b). 전체적인 형태는 앞서 설명한 이진트리와 구조가 유사하다. 가장 위의 뿌리 노드로부터 시작해 각각의 내부 노드마다 if-then 논리를 적용해 가장 아래의 단말 노드까지 내려오면 예측이 완료된다. 예를 들어, <그림11>의 의사결정나무에서 뿌리 노드에는 나이(age)와 관련된 조건문이 있다. 만약 나이가 어릴(young) 경우 가장 왼쪽의 노드로 내려가서 학생인지(Student?) 여부에 따라 컴퓨터를 구매할 것인지 예측할 수 있다. 중년(middle-aged)일 경우에는 가운데 단말 노드로 내려가 컴퓨터를 구입하는 결과로 이어진다. 노년(senior)인 경우에는 오른쪽의 노드로 내려가 새로운 if-then 조건문인 신용도(Credit_rating?)를 기준으로 컴퓨터 구매 여부를 예측하게 된다. <표6>은 <그림11> 의사결정나무의 모든 경우를 고려한 최종 분류 결과를 정리한 것이다.

<그림 11> 고객의 컴퓨터 구입 여부를 예측하기 위한 의사결정나무



자료: Tutorialspoint 2017a

<표 6> <그림 11>의 의사결정나무의 모든 경우의 수

연번	나이 (age)	학생 여부 (student)	신용등급 (credit_rating)	최종 분류
1	어린 (young)	0	N/A	YES
2		X		NO
3	중년 (middle-aged)	N/A	N/A	YES
4	노년 (seior)	N/A	좋은 (excellent)	YES
5			적당함 (fair)	NO

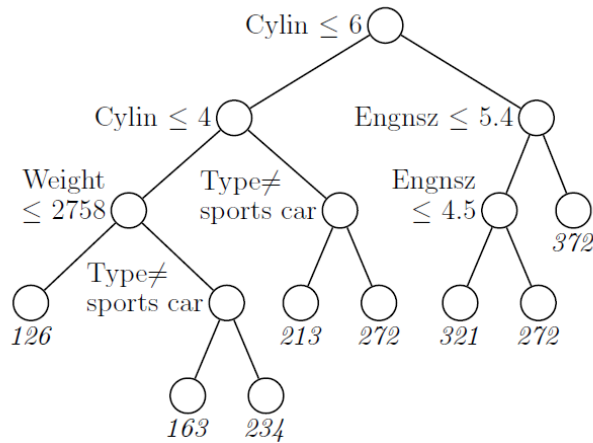
자료: Tutorialspoint 2015a

본 연구에서는, 예측을 위하여 회귀나무(Regression tree)를 활용하였다. 회귀나무는 <그림 11>과 같은 분류나무(Classification tree)와 거의 유사하지만, 단말 노드의 값이 이산형(discrete)이 아닌 연속형 변수(continuous variable)라는 차이점이 있다 (Michaelsen et al 1994; Gokhale and Lyu 1997; Loh 2008; Shmueli 2016). <그림 12>는 회귀나무의 예시이다. <그림 12>의 회귀나무는 단말 노드의 값이 126, 163, 213 등과 같이 정수형(Integer)인 경우이다 (Loh 2008).

회귀나무는 오차를 평균제곱합(MSE; Mean squared error)으로 측정한다. 평균제곱합은 각각의 예측치에서 실제 관측치를 뺀 값을 제곱하여 평균한 값이다. 총 n 개의 예측을 시도한 경우 평균제곱합은 아래와 같다(Shmueli 2016).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

<그림 12> 회귀나무 예시



자료: Loh 2008

본 연구에서는 반덤핑관세 및 상계관세 사례 데이터와 울산지역 주력산업 경영성과 데이터를 기반으로 회귀나무를 생성하여, 미국 무역정책의 보호주의 강도에 따라 울산지역의 주력산업의 경영성과가 어떻게 변할지 예측해 보았다.

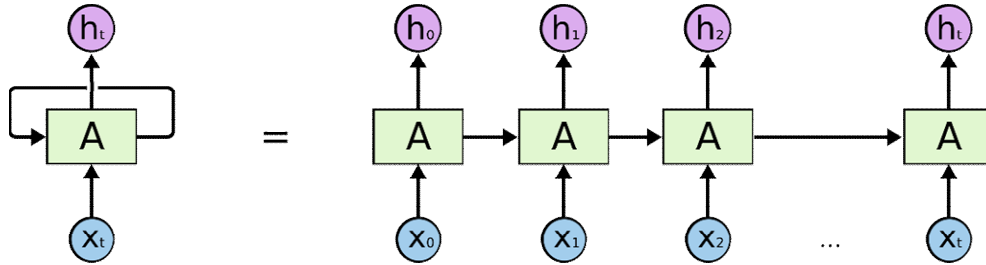
다. 순환신경망(RNN; Recurrent Neural Networks)

기업 경영성과, 업종별 수출액 등은 주식과 같이 과거의 상태가 현재의 상태에 지속적인 영향을 미치는 순차적 데이터(sequential data)이다. 하지만 선형회귀분석(linear regression), 지지벡터머신(support vector machines) 등 일반적인 기계학습 알고리즘은 이러한 형태의 데이터를 처리하는 데 한계가 있다.

순환형 신경망은 내부에 순환하는 구조가 존재하는 네트워크로, 그러한 구조는 정보가 지속되는 것을 돕는다. <그림 13>은 일반적인 순환형 신경망 구조를 시각화한 것이다. 각 네트워크는 다음 네트워크에게 정보를 전달하며 사슬과 같은 구조를 형성한다(Hochreiter and Schmidhuber 1997; Colah 2015).

예를 들어, 'the clouds are in the sky'라는 영어 문장을 학습시킨 후 검증을 위해 'the clouds are in the'까지만 주어지면 순환형 신경망은 다음으로 올 단어가 'sky'임을 쉽게 예측할 수 있다(Colah 2015).

<그림 13> 일반적인 순환신경망 구조

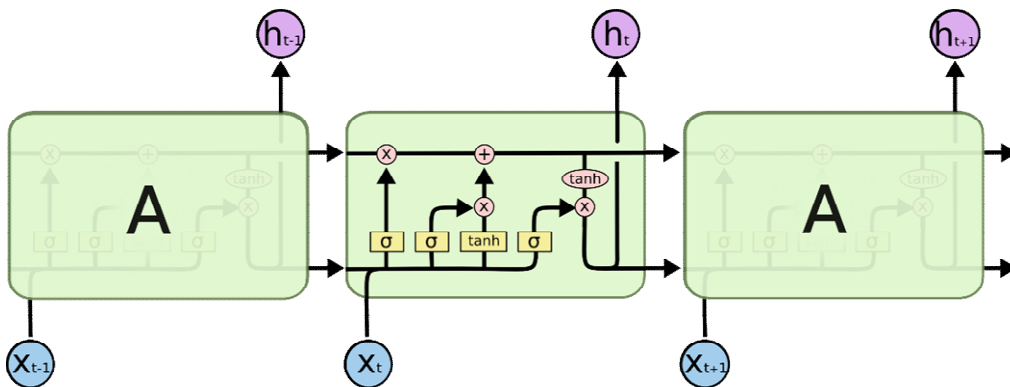


자료: Colah 2015

그렇지만 문맥이 확장되어야 하는 경우에는 일반적인 순환형 신경망이 적절하지 않다. 예를 들어 ‘나는 프랑스에서 자랐습니다... 나는 유창한 프랑스어를 할 수 있습니다.’ 라는 문장에서 ‘프랑스어’라는 단어를 예측하려 한다면, 문장의 처음에 있는 ‘프랑스’라는 문맥이 필요하다(Colah 2015). 향후 예측을 위해서는 문장의 문맥에 해당하는 과거 중장기 시계열을 신경망에 유지하기 위한 ‘기억’이 오래도록 지속될 필요가 있다.

이러한 기억의 ‘장기 의존성’을 가능케 한 신경망 모형이 장단기 기억 네트워크(LSTM; Long short term memory networks)이다. 장단기 기억 네트워크는 일반적인 순환형 신경망보다 내부구조가 복잡하여 오랫동안 정보를 기억할 수 있다. <그림 14>는 장단기 기억 네트워크의 구조이다(Hochreiter and Schmidhuber 1997; Karpathy et al 2015).

<그림 14> 일반적인 장단기 기억 네트워크의 내부 구조



자료: Colah 2015

장단기 기억 네트워크를 포함한 대부분의 신경망 모형 분석 수행 시에는 모형의 크기를 설정하는 셀 크기(cell size), 데이터 학습을 하는 횟수인 에포크(epochs), 모

형의 과적합을 막기 위한 드랍아웃 비율(dropout rate), 한 번에 몇 개의 데이터 인스턴스를 처리하는지 나타내는 배치 크기(batch size) 등의 하이퍼 파라미터(hyper-parameter)를 적절히 설정할 필요가 있다. 이러한 하이퍼 파라미터는 연구자가 임의로 설정할 수 있으나, 세부 설정에 따라 모형의 성능이 크게 달라질 수 있으므로 주의를 기울여야 한다. 본 연구에서는 하이퍼 파라미터를 다양하게 설정하여 평균제곱오차(mean squared error)가 가장 작은 모형을 찾는 교차검증(cross validation)을 수행하였다. 본 연구는 이러한 절차를 거쳐 장단기 기억 네트워크 모형을 활용하여 최근 5년간의 기업경영 및 수출 데이터를 통해 울산지역의 기업경영성과(매출총이익)를 예측해 보았다.

4. 분석 결과

가. 군집분석 결과

군집분석은 4가지 변수(차원)를 기준으로 수행되었다. 구체적으로, <표 4>의 각 행에 제시한 연도별 '사례 수(Cases filed)', '승인(Affirmative) 사례 수', '반려(Negative) 사례 수', 그리고 '중단(Terminated) 사례 수' 네 가지 항목을 변수화하여 분석을 실시하였다. 하나의 변수가 비정상적으로 큰 영향력을 미치는 상황을 방지하기 위하여 사전에 각 변수를 조정(Feature scaling)하였다. 각 변수는 그 평균을 차감한 후 표준편차로 나누어 각 변수의 값들이 평균 0, 표준편차 1의 분포를 따르도록 정규화 되었다(Shmueli 2016).

군집분석 결과는 <표 7>과 같다. 임의로 2개의 군집을 군집 1, 군집 2로 명명하였다. 총 28개 연도 중 21개 연도가 군집 1로 분류되었고, 7개 연도가 군집 2로 분류되었다. <표 8>은 군집 별 주요 통계량을 정리해 놓은 것이다. 군집 1의 평균 사례 수, 평균 승인 횟수, 평균 수입 금액 등이 군집 2에 비해 상대적으로 높은 수치를 보인다는 점을 고려하여, 군집 1의 기간 중에 보호주의가 강했던 것으로 보았다.

<표 7> 연도별 군집분석 결과

연도	군집	연도	군집
1980	1	1995	2
1981	2	1996	2
1982	1	1997	2
1983	2	1998	2
1984	1	1999	2
1985	1	2000	2
1986	1	2001	1
1987	2	2002	2
1988	2	2003	2
1989	2	2004	2
1990	2	2005	2
1991	2	2006	2
1992	1	2007	2
1993	2	2008	2
1994	2		

<표 8> 군집별 통계량

분류	관측치(연도)의 수	평균 사례(사건) 수	평균 승인 횟수	평균 반려 횟수	평균 중단 횟수	평균 수입 금액*
군집 1	7	116.57	36.71	48.85	35.28	1,329,050
군집 2	22	37.09	17.27	13.27	6.54	722,753

*단위: 백만 달러

군집분석으로 분류된 연도별로 울산지역 주력산업의 경영성과를 비교해 보았다. 우선 4개 산업 전체의 경영지표를 비교해 본 후, 석유정제, 조선, 자동차(완성차), 그리고 자동차부품 산업에서 군집 간 비교를 수행하였다(<표9>).

군집 1과 군집 2의 차이가 매출총이익 증가율에 비해 영업이익 증가율에서 두드러지게 나타났다. 4개 산업 영역을 전반적으로, 매출총이익 증가율은 유의미한 차이를 보이지 않았으나(1.28%p), 영업이익 증가율은 상대적으로 큰 차이를 보였다(-89.28%p). 울산지역 주력산업의 영업이익 증가율은 미국의 보호주의가 약한 시기가 보호주의가 강한 시기에 비해 평균적으로 89.28%p 높았다.

이러한 경향은 조선업, 자동차 및 자동차부품 산업에서 뚜렷하게 나타났다. 군집 2(보호무역주의가 약한 시기)는 군집 1에 비해 조선업은 66.95%p, 자동차산업은 131.77%p, 자동차부품산업에서는 158.15%p 높은 영업이익 증가율을 각각 시현하였다. 하지만 조선업의 매출총이익 증가율은 오히려 보호무역주의가 강한 군집 1에서 더 높았다. 반면 자동차 및 자동차부품 산업에서는 매출총이익 증가율도 보호주의가 약한 시기에 더 높았다(각각 21.76%p와 12.20%p 차이).

<표 9> 군집별 평균 매출총이익/영업이익 증가율

분 류		군집 1	군집 2	군집 간 차
전체	매출총이익 증가율	36.91	35.63	1.28
	영업이익 증가율	30.19	119.47	-89.28
석유정제	매출총이익 증가율	16.27	32.57	-16.3
	영업이익 증가율	30.66	30.9	-0.24
조선	매출총이익 증가율	107.47	44.21	63.26
	영업이익 증가율	56.82	123.78	-66.95
자동차	매출총이익 증가율	3.43	25.19	-21.76
	영업이익 증가율	22.51	154.28	-131.77
자동차 부품	매출총이익 증가율	13.36	25.56	-12.20
	영업이익 증가율	10.77	168.92	-158.15

결론적으로 미국 무역정책의 기조는 울산지역 주력산업의 경영지표 중에서 영업이익 증가율에 유의한 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 즉 보호주의가 강화될수록 울산 주력산업의 영업이익 증가율은 감소하는 경향이 있다. 이러한 영향은 자동차 관련 산업에서 가장 크게 나타났다. 자동차 업계는 미국 현지 생산을 늘리는 등 미국의 무역정책에 기민하게 반응하고 있는데(내일신문 2017; 전자신문 2017; EBN 2017), 이는 이러한 분석 결과에 부합하는 전략으로 보인다.

나. 의사결정나무분석 결과

군집분석에서 나아가, 향후 미국 무역정책의 변화가 울산지역 주력 산업에 미칠 영향을 예측하기 위하여 울산지역 주력산업별로 의사결정나무분석(Decision Tree Analysis)을 수행하였다. 각 주력산업 별로 미국 보호주의 무역정책의 주요 지표인 연도별 ‘사례 수(Cases filed)’, ‘승인(Affirmative) 사례 수’, ‘반려(Negative) 사례 수’ 및 ‘중단(Terminated) 사례 수’를 통해 영업이익 증가율을 예측해 보았다. 분석의 결과물인 의사결정나무를 바탕으로 미국의 무역정책 기조 하에서 울산지역 주력산업의 영업이익 증가율을 가늠해볼 수 있었다.

의사결정나무분석의 과적합(overfitting)을 막기 위해 최대 깊이(depth)를 4로 한정하였다. 즉 의사결정나무가 가장 크게 자라도 4층을 넘어가지 않는다. 이렇게 작성한 의사결정나무는 부록에 제시하였다. 의사결정나무에서 ‘Cases’는 총 사례 수, ‘Affirm’은 승인 사례 수, ‘Neg’는 반려된 사례 수, ‘Term’은 중단 사례 수를 각각 의미한다. 의사결정나무에서 각 노드의 맨 위 줄의 부등호가 노드의 if-then 분기조

건이다. 분기조건이 만족되면(True) 좌측 자식 노드로 내려가고 분기조건이 만족되지 않으면(False) 우측 자식 노드로 내려가면서 의사결정을 진행하게 된다.

석유정제 산업의 영업이익 성장률을 예측하기 위해 그린 의사결정나무의 결과 값을 <표 10>과 같이 정리하였다. 석유정제 산업의 영업이익 성장률을 예측하기 위한 의사결정나무는 부록에 첨부하였다.

<표 10> 석유정제산업 의사결정나무의 모든 경우의 수

경우의 수			영업이익 성장률(%)	
반려 <= 1.5			187.69	
반려 > 1.5	총 사례 <= 41.5	총 사례 <= 27.5	중단 <= 8.0	57.61
			중단 > 8.0	-1.22
		총 사례 > 27.5	총 사례 <= 30.5	249.97
			총 사례 > 30.5	53.33
	총 사례 > 41.5	총 사례 <= 118.0	총 사례 <= 46.0	-40.11
			총 사례 > 46.0	-11.51
		총 사례 > 118.0	총 사례 <= 126.5	55.63
			총 사례 > 126.5	32.58

만약 1년간 반려된 사례의 수가 1.5개 이하이면 영업이익 성장률을 187.7%로 예측할 수 있다. 하지만 이러한 경우는 29년 동안 단 한 차례(1980년)만 발생했으므로 예외적인 사례로 간주할 수 있다. 보다 일반적인 경우를 예로 들자면, 연간 반려된 사례 수가 2회 이상이며, 연간 총 사례 수가 42개 이상, 46개 이하면 영업이익 성장률을 -40.1%로 예측할 수 있다. 이 경우에 해당하는 관측치(연도)의 수는 7개이며, 오차의 평균제곱합은 591.1이다. 총 사례 수가 127개 이상인 경우 영업이익 성장률은 32.6%로 예측된다. 이 경우는 두 차례(1982년, 1992년) 발생하였으며 오차의 평균제곱합은 51.6이다.

석유정제 산업의 의사결정나무를 보다 자세히 살펴보면, 대부분의 노드들이 총 사례 수(cases)에 의해 분기되는 것을 볼 수 있다. <표 10>을 보면 총 사례 수에 대해 영업이익 증가율이 매우 민감하게 반응하는 것을 볼 수 있다. 따라서 석유정제 산업의 성장률을 예측할 때에는 당해 연도 중 총 반덤핑관세 및 상계관세 사건 수를 참고할 수 있다.

<표 11>은 조선업의 영업이익 성장률을 예측하기 위한 의사결정나무 결과이다. 예를 들어 총 사례 수가 13개 초과하고 승인된 사례 수가 22개 이하, 반려된 사례 수가 10개 이하면 해당 연도의 영업이익 성장률은 25.6%로 예측할 수 있다. 해당 조건을 충족하는 연도는 9개 년도이며 오차의 평균제곱합은 3535.2이다.

조선업의 의사결정나무를 조금 더 자세히 살펴보면, 석유정제 산업의 의사결정나무와는 다르게 총 사례 수, 반려 사례 수, 승인 사례 수 및 중단 사례 수가 분기 조건에 고르게 분포되어 있는 것을 볼 수 있다. 따라서 조선업의 영업이익 성장률

을 예측할 때에는 관세사건 총 사례뿐만 아니라, 각 처리결과(반려, 승인, 중단)도 같이 참고할 필요가 있다.

<표 11> 조선업 의사결정나무의 모든 경우의 수

경우의 수			영업이익 성장률(%)	
총 사례 <= 13.0	반려 <= 47.0		1471.47	
	반려 > 47.0		353.60	
총 사례 > 13.0	반려 <= 13.0	승인 <= 22.0	반려 <= 10.0	25.62
			반려 > 10.0	247.84
		승인 > 22.0	총 사례 <= 28.5	510.09
			총 사례 > 28.5	268.93
	반려 > 13.0	중단 <= 3.0		-340.97
		중단 > 3.0	총 사례 <= 34.0	65.93
총 사례 > 34.0			-17.00	

<표 12>는 자동차 산업의 영업이익 성장률을 예측하기 위한 의사결정나무의 결과이다. 자동차 산업의 영업이익 성장률을 예측하는 데 있어서는 도중에 중단된 사례(Term)의 수가 중요한 지표로 작용하는 것을 볼 수 있다. 예를 들어, 연간 중단 사례 수가 4 이상 6 이하면 자동차 산업의 영업이익 성장률을 30.32%로 예측해 볼 수 있다.

<표 12> 자동차 산업 의사결정나무의 모든 경우의 수

경우의 수			영업이익 성장률(%)	
중단 <= 1.5	중단 <= 0.5		76.82	
	중단 > 0.5		2937.25	
중단 > 1.5	중단 <= 3.5	총 사례 <= 40.5	총 사례 <= 31.0	78.68
			총 사례 > 31.0	31.65
		총 사례 > 40.5	총 사례 <= 46.0	-171.32
			총 사례 > 46.0	-32.86
	중단 > 3.5	중단 <= 8.0	중단 <= 6.0	30.32
			중단 > 6.0	184.01
중단 > 8.0		반려 <= 15.0	27.37	
		반려 > 15.0	1.165	

<표 13>은 자동차부품 산업의 영업이익 성장률 예측 결과를 제시하고 있다. 자동차부품 산업의 의사결정나무에는 관세사건 관련하여 총 사례, 승인 사례, 반려 사례 및 중단 사례가 분기조건에 포함되어 있다. 해석의 예를 들자면, 총 사례 수가 43개 이하이고 승인된 사례 수가 51개 이하, 중단된 사례 수가 9개 이하이면 자동차부품 산업의 영업이익 성장률을 49.65%로 예측해 볼 수 있다. 또 다른 예로, 총 사례 수가 69개 이상이고, 중단된 사례 수가 5개 이하, 반려된 사례 수가 2개 이하이면 영업이익 성장률이 -13.81%로 예측된다.

<표 13> 자동차 부품 산업 의사결정나무의 모든 경우의 수

경우의 수			영업이익 성장률(%)	
총 사례 <= 57.5	승인 <= 51.0	총 사례 <= 43.0	중단 <= 9.0	49.65
			중단 > 9.0	11.87
		총 사례 > 43.0	반려 <= 10.5	-96.56
			반려 > 10.5	9.21
	승인 > 51.0	승인 <= 55.5		120.09
		승인 > 55.5		6.91
총 사례 > 57.5	총 사례 <= 68.5			3288.85
	총 사례 > 68.5	중단 <= 5.5	반려 <= 2.5	-13.81
			반려 > 2.5	-2.30
		중단 > 5.5	총 사례 <= 118.0	24.58
			총 사례 > 118.0	57.14

다. 순환형 신경망 분석 결과

울산지역 주력산업의 매출총이익을 예측하기 위하여 과거 데이터를 활용해 순환형 신경망 모형의 일종인 장단기 기억 네트워크 모형을 학습하고 검증을 시도하였다. 29년간 4개 산업 분야의 총 96개의 데이터를 교차검증(cross validation)을 통해 각 경우의 수에 3번씩 학습하고 검증하여 모형의 일반화 가능성을 테스트하여 보았다. 교차검증은 모형을 선택하고 테스트하기 위한 방법으로 권장되고 있다(Kohavi 1995). 매출총이익을 예측하기 위한 변수로 이전 4년간 상계관세 및 반덤핑관세 관련 수치들과 매출총이익, 영업이익, 경상이익, 그리고 당기순이익 등 기업의 경영성과와 관련된 수치들을 활용하였다.

<표 14> 장단기 기억 네트워크의 그리드 탐색 결과

셀의 크기	드롭아웃 비율	학습 에포크	배치의 크기	검증 오차
10	0.2	1000	10	1291.60
10	0.2	1000	15	1426.96
10	0.2	1500	10	1335.56
10	0.2	1500	15	1351.53
10	0.2	2000	10	1832.48
10	0.2	2000	10	1061.34
10	0.4	1000	10	1954.37
10	0.4	1000	15	1756.83
10	0.4	1500	10	1243.54
10	0.4	1500	15	2030.88
10	0.4	2000	10	1502.58
10	0.4	2000	10	1963.74
20	0.2	1000	10	1560.41
20	0.2	1000	15	2141.41
20	0.2	1500	10	1776.82
20	0.2	1500	15	2417.95
20	0.2	2000	10	1470.76
20	0.2	2000	10	1602.83
20	0.4	1000	10	1759.57
20	0.4	1000	15	1953.03
20	0.4	1500	10	2187.49
20	0.4	1500	15	1730.04
20	0.4	2000	10	1502.58
20	0.4	2000	10	2659.24

검증 오차는 전술한 바와 같이 평균제곱근 편차(RMSE)로 계산하였으며 그리드 탐색(grid search) 방식을 통해 총 24가지 모형을 테스트해보았다. 즉, 하이퍼 파라미터의 각 경우의 수마다 하나씩 모형을 세워 전체 데이터를 3등분해 학습 데이터와 검증 데이터를 바꿔가며 학습과 검증을 반복해 검증 오차를 평균 내어 계산한 것이다. 그리드 탐색 검증 결과는 <표 14>와 같다. 검증 결과 셀의 크기가 10, 드롭아웃 비율이 0.2, 학습 에포크가 2000, 그리고 배치의 크기가 15일 때 가장 검증 오차가 1061.34로 가장 낮게 나타났다. 이는 상당히 높은 확률로 울산지역 산업의 성장 경향을 예측할 수 있음을 의미한다.

장단기 기억 네트워크 모형을 통해 순차형 데이터를 효과적으로 모델링함으로써, 이전 4년간의 데이터를 활용해 미래의 울산지역 기업들의 매출총이익을 효과적으로 예측할 수 있다는 사실을 확인할 수 있다. 향후 연구에서 보다 많은 연도의 데이터가 확보되고, 월 단위 혹은 분기 단위의 세밀한 데이터가 제공된다면 예측의 정확도가 향상될 것으로 기대된다.

라. 분석 결과 요약

이상 미국 정부의 무역정책이 울산지역의 주력산업의 성장률에 미치는 영향을 살피기 위해 군집분석, 의사결정나무분석 및 순환형 신경망 분석을 실시하였다. 먼저 군집분석결과는 미국의 보호주의적인 무역 성향이 다소 강하게 나타났던 군집(군집 1)과 그렇지 않았던 군집(군집 2)이 연간 영업이익 증가율에서 상당한 차이(89.28%p)를 보여주었다. 이러한 경향은 조선(66.95%p), 자동차(131.77%p) 및 자동

차 부품(158.15%p) 산업에서 뚜렷하게 나타났다. 특히 자동차 관련 산업은 군집 간 매출총이익 증가율에서도 상당한 차이가 드러났다. 최근 국내 자동차 및 자동차 부품 기업들의 미국 현지화 경향은 이러한 분석 결과와 부합한다고 평가된다.

나아가, 향후 미국 무역정책의 변화가 울산지역의 주력 산업의 경영성과에 미치는 영향을 예측하기 위해 의사결정나무분석과 순환형 신경망(장단기 기억 네트워크) 분석을 실시하였다. 미국 무역위원회의 반덤핑 및 상계관세 사례와 관련된 통계 자료를 토대로 각 산업별 영업이익 증가율을 예측할 수 있는 의사결정나무를 작성하였다. 다만 의사결정나무분석 결과를 해석함에 있어 각 산업별 경영성과 예측에 활용하는 관세사건의 종류에 차이가 있음을 유의하여야 한다. 매출총이익 데이터의 순차적 특성을 고려하여 순환형 신경망(장단기 기억 네트워크)을 활용해 비교적 양호한 예측 모형을 얻었다. 다만 예측의 정확도를 제고하고 실무에 활용하기 위해서는 추가적인 데이터가 확보될 필요가 있으며, 이는 향후 연구과제로 남을 것이다.

V. 결론 및 정책적 시사점

1. 요약

본 연구에서는 울산지역 수출 동향의 주요특징과 미국의 무역정책에 대해서 알아보고, 미국 무역정책 기조와 울산 주력산업의 경영성과와의 관계를 분석하였다. 미국 무역정책 기조를 적절히 반영하고 있는 상계관세 및 반덤핑관세 사례 수를 중심으로 분석을 진행하였다.

우선 미국의 무역정책 기조에 따른 울산지역의 기업 경영성과의 변화 양상을 알아보기 위해 군집분석을 활용하였다. k-평균 군집화 알고리즘을 활용하여 1980년부터 2008년까지 각 연도를 미국 무역 지표에 따른 두 개의 군집(보호주의 군집과 비보호주의 군집)으로 분류하여 둘 사이의 차이를 각 산업의 영업이익 증가율을 중심으로 살펴보았다. 전반적으로 보호주의 성향이 강했던 연도의 영업이익의 성장률이 그렇지 않았던 연도의 성장률에 비해 89%p 가량 낮았다. 특히, 자동차 관련 산업에서 이와 같은 특징이 도드라졌다. 최근 자동차 산업의 미국 현지화 전략은 이러한 경향을 반영한 것으로 해석된다.

의사결정나무분석을 통해 향후 미국의 무역정책 변화가 울산지역 주력산업의 경영성과에 미치는 영향을 예측해 보았다. 이는 앞서 제시한 의사결정나무분석 결과 표에 정리되어 있다. 동 결과는 향후 미국의 상계관세 및 반덤핑관세 건수를 토대로 울산 주력산업의 영업이익 증가율이 어떻게 변할지 예측하는 데 활용할 수 있다. 또한 매출총이익 증감률이 순차적 데이터임을 고려하여 순환형 신경망 분석으로 예측을 시도하였다. 분석 가능한 데이터 시계열이 충분히 확보된다면 동 모형을 활용하여, 보다 정밀할 예측이 가능할 것으로 보인다.

2. 시사점 및 한계점

본 연구의 가장 큰 시사점은 미국의 무역정책의 변화가 울산지역의 기업의 경영성과에 미치는 영향을 객관적으로 검증했다는 점이다. 한국과 미국의 밀접한 정치·외교·경제적 관계와 우리나라 산업이 수출의존적이라는 특성을 보면, 직관적으로 미국의 무역정책과 울산 주력산업의 경영성과가 높은 연관성을 보일 것으로 전망할 수 있다. 본 연구는 이보다 더 나아가서 정량화된 수치를 바탕으로 이와 같은 직관을 데이터 기반 기계학습 등을 활용하여 검증하였다. 그 결과 미국의 반덤핑 및 상계관세 관련 지표가 울산지역 주력산업의 영업이익증가율 등 경영성과에 유의한 영향을 미쳤다는 점을 확인할 수 있었다.

본 연구에서는 과거 미국 무역정책 기조의 영향을 확인하는 데 그치지 않고, 향후 예측을 할 수 있는 방법도 모색해 보았다. 이렇게 도출된 의사결정나무분석 결과는 미국 무역정책 기조, 구체적으로는 상계관세 및 반덤핑관세 건수에 따라 울산지역 주력산업의 경영성과를 전망하는 데 도움이 될 것으로 기대된다. 다만 각 산업별로 영업이익 성장률에 영향을 미치는 요소는 다소 상이하였다. 또한 기업경영

활동은 단순히 대외적인 요인에만 영향을 받지는 않으므로 실제 동 연구를 예측에 활용하는 경우에는 여타 지표를 종합적으로 고려할 필요가 있다.

사람들은 경제적 현상 등에 대해서 예측을 시도하지만 실제 결과와 큰 괴리를 나타내는 경우가 적지 않다. 특히 2008년 금융위기는 기존의 계량경제학 모형 등이 고도로 복잡한 정치·경제·사회적 문제에 대해 제대로 예측하기 어려움을 보여주었다(Silver 2012). 이와 같은 상황에서 불확실성이 높은 현실에 대한 예측의 정확도를 높이기 위해 제안된 것이 '고슴도치(hedgehog)가 아니라 여우(fox)처럼 예측하기'다. 고슴도치와 다르게 여우는 열린 마음으로 다차원적인 사고를 하는데, 앞으로 미래 사건을 예측함에 있어 여우와 같은 태도를 취해야 한다는 것이다.(Lerner and Tetlock 1999; Tetlock 2005; Taleb 2007). 이러한 관점에서 본 연구는 기존 모형에서 탈피하여 기계학습 등 새로운 연구방법을 경제경영 전망에 도입하여 '여우처럼 사고하기'를 시도했다는 점에서 의의가 있다.

그러나 본 연구는 기계학습에 활용된 데이터가 부족하다는 점에서 한계를 지닌다. 일반적으로 기계학습 알고리즘이 현실에 바로 적용하기 위해서는 '빅 데이터(Big data)'가 마련되어야 하지만, 미국 무역정책이나 울산지역의 주력 기업의 경영성과와 관련된 데이터는 가용할 수 있는 양이 많지 않다. 특히 울산은 향후 4차 산업혁명에 대응하기 위해서라도 공공기관, 기업 등이 데이터베이스를 꾸준히 구축해 나가야 할 필요가 있다. 앞으로 비정형 데이터(Unstructured data)를 포함한 데이터가 많이 축적될 수 있다면, 보다 믿을 수 있고 강건한 예측이 가능할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- 곽동철(2017), 「미국 통상정책에 나타난 공정무역(fair trade) 개념 검토 및 시사점」, 한국무역협회 국제무역연구원.
- 경상일보(2016), “[사설]’트럼프의 미국’에 울산 경제 더 악화될라”, <http://www.ksilbo.co.kr/news/articleView.html?idxno=565631>.
- 경상일보(2017), “울산 수출 62억달러 4개월째 오름세”, <http://www.ksilbo.co.kr/news/articleView.html?idxno=591017>.
- 내일신문(2017), “한국, 미국서 자동차분야 3만명 고용”, http://www.naeil.com/news_view/?id_art=236233.
- 네이버 지식백과(2013), “코트라(KOTRA) 국가정보- 미국의 관세제도”, <http://terms.naver.com/entry.nhn?docId=2085598&cid=48591&categoryId=48591>.
- 뉴스원(2017), “현대重 변압기, 美서 반덤핑관세 폭탄...3% → 61%”, <http://news1.kr/articles/?2931643>.
- 모두의연구소(2015), “엘에스티엠 네트워크 이해하기”, <http://www.whydsp.org/280>.
- 백창재(2015), 「미국 무역정책 연구」, 사회평론아카데미.
- 서울경제(2017a), “울산시 ‘수출애로 접수창구’ 개설 운영”, <http://www.sedaily.com/NewsView/1OARZOM3J8>.
- 서울경제(2017b), “한국 반덤핑 대상 80%에 美 ‘징벌적 관세’ 때렸다”, <http://www.sedaily.com/NewsView/1ODFK34YLB>.
- 아시아경제(2017), “현대重, 미국 생산 통해 관세폭탄 피한다”, <http://view.asiae.co.kr/news/view.htm?idxno=2017051611153450902>.
- 울산매일(2017a), “한국 수출 ‘세계 6위’... 수출도시 울산 체감경기 ‘바닥’”, <http://www.iusm.co.kr/news/articleView.html?idxno=738873>.
- 울산매일(2017b), “울산기업, 中 사드보복·美 보호무역주의 ‘겹악재’ 현대重 ‘대형변압기’ 수출...美 반덤핑관세 61% 최종판결”, <http://www.iusm.co.kr/news/articleView.html?idxno=723597>.
- 울산매일(2017c), “[사설] 사드배치 중국반발, 울산 주력기업 코 앞에 닥친 위기”, <http://www.iusm.co.kr/news/articleView.html?idxno=671997>.
- 울산종합일보(2017), “울산 2월 수출액, 전년 대비 40% ↑ ... 5년래 최고치”, <http://www.ujnews.co.kr/news/articleView.html?idxno=263136>.
- 전자신문(2017), “거세지는 미국 보호무역 압박... LG 이어 삼성·현대차도 현지공장 검토”, <http://www.etnews.com/20170301000021>.
- 중기이코노미(2017), “수출은 5개월 연속 증가세...높아지는 무역장벽”, <http://www.junggi.co.kr/article/articleView.html?no=18925>.
- 중소기업뉴스(2017), “美, 현대重 변압기에 61% 반덤핑관세... 예비판정의 20배”, <http://news.kbiz.or.kr/news/articleView.html?idxno=43685>.
- 최종학(2012), 「숫자로 경영하라」, 원앤원북스.
- 한국무역협회(2017), 「2017년 1월 울산 수출입 동향」.
- 한국은행(2015), 「2015년 기업경영분석」.
- 한국은행(2017a), 「울산지역 기업경영분석」.

한국은행(2017b), 「울산지역 경제동향」.

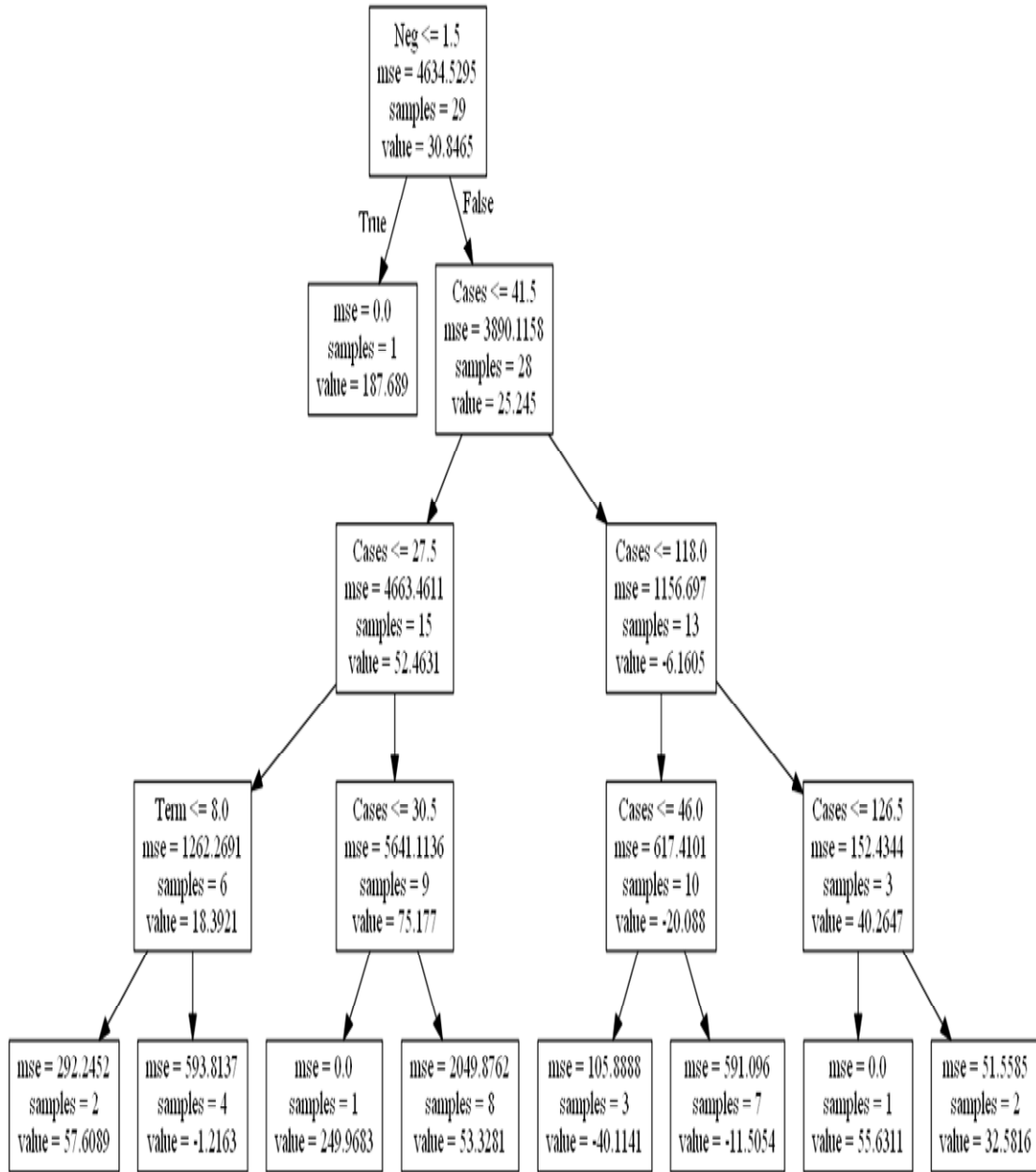
- Alsabti, K., Ranka, S., and Singh, V. (1997), "An efficient k-means clustering algorithm".
- BBC News (2016), "Why is the US turning to protectionism?",
<http://www.bbc.com/news/world-us-canada-36368759>.
- Business Insider (2015), "The country that imposes the most restrictions on trade might surprise you",
<http://www.businessinsider.com/the-us-is-the-most-protectionist-nation-2015-9?IR=T>.
- CNBC (2017), "Trump's protectionism biggest threat to US economy's growth, CNBC Fed Survey respondents say",
<http://www.cnn.com/2017/01/30/trumps-protectionism-biggest-threat-to-us-economy-growth-cnn-fed-survey-respondents-say.html>.
- Colah (2015), "Understanding LSTM Networks",
<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- Destler, I. M. (2005), *American trade politics*, Columbia University Press.
- EBN (2017), "트럼프 보호무역 압박...LG 이어 삼성·현대차 미국 투자 검토?"
<http://www.ebn.co.kr/news/view/879646>.
- Ferguson, T. (1984), "From Normalcy to New Deal: industrial structure, party competition, and American public policy in the Great Depression", *International Organization*, 38(01), 41-94.
- Flach, P. (2012), *Machine learning: the art and science of algorithms that make sense of data*, Cambridge University Press.
- Frieden, J. (1988), "Sectoral conflict and foreign economic policy, 1914 - 1940", *International Organization*, 42(01), 59-90.
- Gokhale, S. S., & Lyu, M. R. (1997, March), "Regression tree modeling for the prediction of software quality", In *proceedings of the Third ISSAT International Conference on Reliability and Quality in Design*, pp. 31-36.
- Hartz, L. (2012), (백창재, 정하용 역), 「미국의 자유주의 전통」, 나남.
- Hochreiter, S., and Schmidhuber, J. (1997), "Long short-term memory", *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- Jain, A. K. (2010), "Data clustering: 50 years beyond K-means", *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666.
- Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C. D., Silverman, R., & Wu, A. Y. (2002), "An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation", *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 881-892.
- Karpathy, A., Johnson, J., and Fei-Fei, L. (2015), "Visualizing and understanding recurrent networks", arXiv preprint arXiv:1506.02078.
- Kriegel, H. P., Schubert, E., and Zimek, A. (2016), "The (black) art of runtime evaluation: Are we comparing algorithms or implementations?", *Knowledge and Information Systems*, 1-38.
- Loh, W. Y. (2008), "Classification and regression tree methods", *Encyclopedia of statistics*

in quality and reliability.

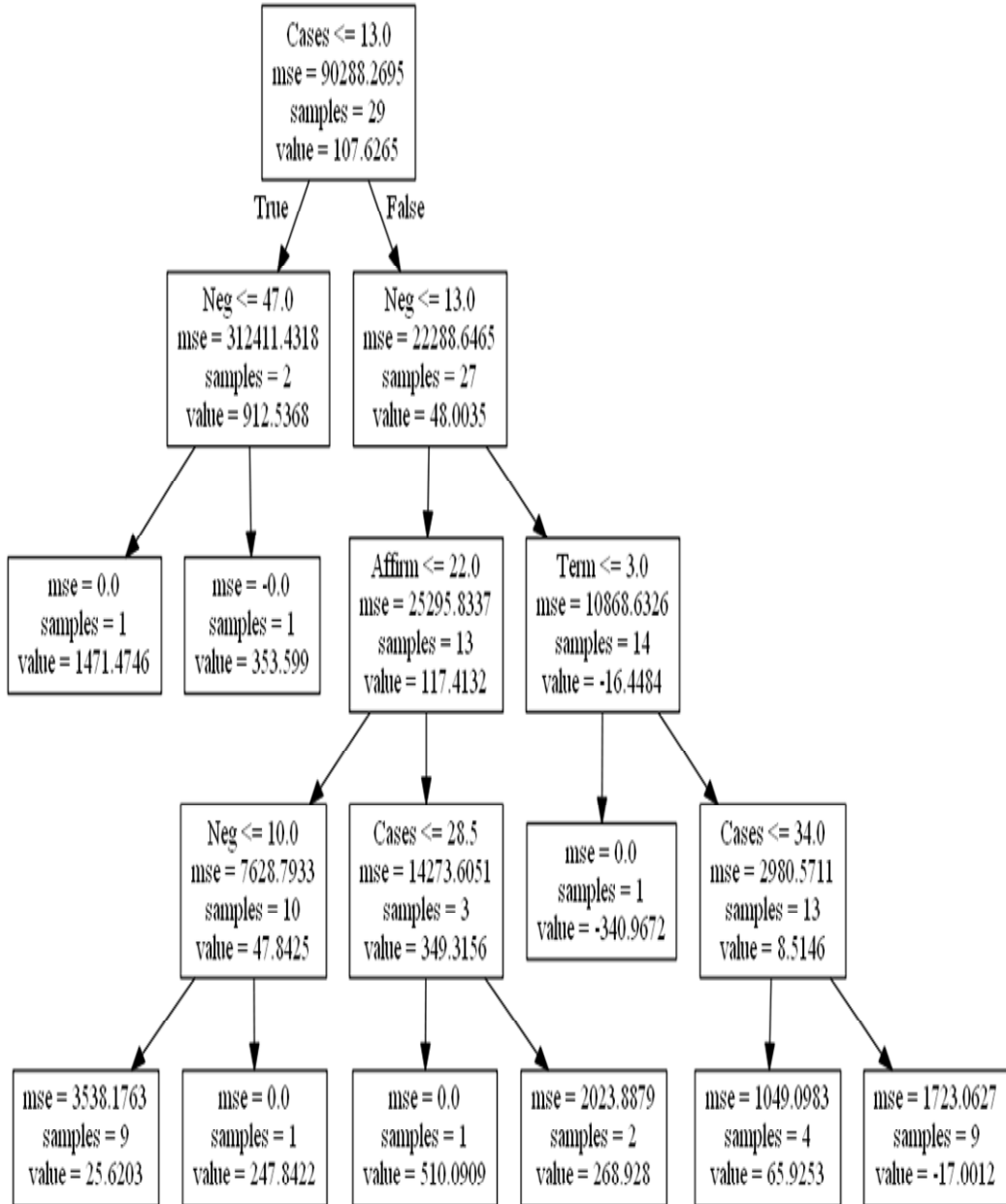
- Michaelsen, J., Schimel, D. S., Friedl, M. A., Davis, F. W., & Dubayah, R. C. (1994), "Regression tree analysis of satellite and terrain data to guide vegetation sampling and surveys", *Journal of Vegetation Science*, 5(5), 673-686.
- Milner, H. V., and Yoffie, D. B. (1989), "Between free trade and protectionism: strategic trade policy and a theory of corporate trade demands", *International Organization*, 43(02), 239-272.
- Mirkes, E.M. (2011), "K-means and K-medoids applet. University of Leicester", http://www.math.le.ac.uk/people/ag153/homepage/KmeansKmedoids/Kmeans_Kmedoids.html.
- New York Times (2017), "Why Brexit Is Best for Britain : The Left-Wing Case", <https://www.nytimes.com/2017/03/28/opinion/why-brexit-is-best-for-britain-the-left-wing-case.html>.
- Lake, D. A. (1983), "International Economic Structures and American Foreign Economic Policy, 1887 - 1934", *World Politics*, 35(04), 517-543.
- Lerner, J. S., and Tetlock, P. E. (1999), "Accounting for the effects of accountability", *Psychological bulletin*, 125(2), 255.
- Provost, F., and Fawcett, T. (2013), "Data science and its relationship to big data and data-driven decision making", *Big Data*, 1(1), 51-59.
- Safavian, S. R., and Landgrebe, D. (1991), "A survey of decision tree classifier methodology", *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 21(3), 660-674.
- Schattschneider, E. E. (1935), *Politics, Pressures and the Tariff: A study of free private enterprise in pressure politics, as shown in the 1929-1930 revision of the tariff*, Prentice-Hall, inc..
- Shaffer, C. A. (2012), "Data structures and algorithm analysis", *Update*, 3, 0-3.
- Shmueli, G., Patel, N. R., and Bruce, P. C. (2016), *Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications with XLMiner*, John Wiley & Sons.
- Silver, N. (2012), *The signal and the noise: Why so many predictions fail-but some don't*, Penguin.
- Taleb, N. N. (2007), *The black swan: The impact of the highly improbable*, Vol. 2, Random House.
- Tetlock, P. (2005), *Expert political judgment: How good is it? How can we know?*, Princeton University Press.
- Tutorialspoint (2017a), Data Structure and Algorithms - Tree, https://www.tutorialspoint.com/data_structures_algorithms/tree_data_structure.htm.
- Tutorialspoint (2017b), Data Mining - Decision Tree Induction, https://www.tutorialspoint.com/data_mining/dm_dti.htm.
- Unites States International Trade Commission (2017), Antidumping and Countervailing Duty Investigations, https://www.usitc.gov/trade_remedy/731_ad_701_cvd/investigations.htm.
- Unites States International Trade Commission (2010), Import Injury Investigations Case Statistics (FY 1980-2008).

부 록

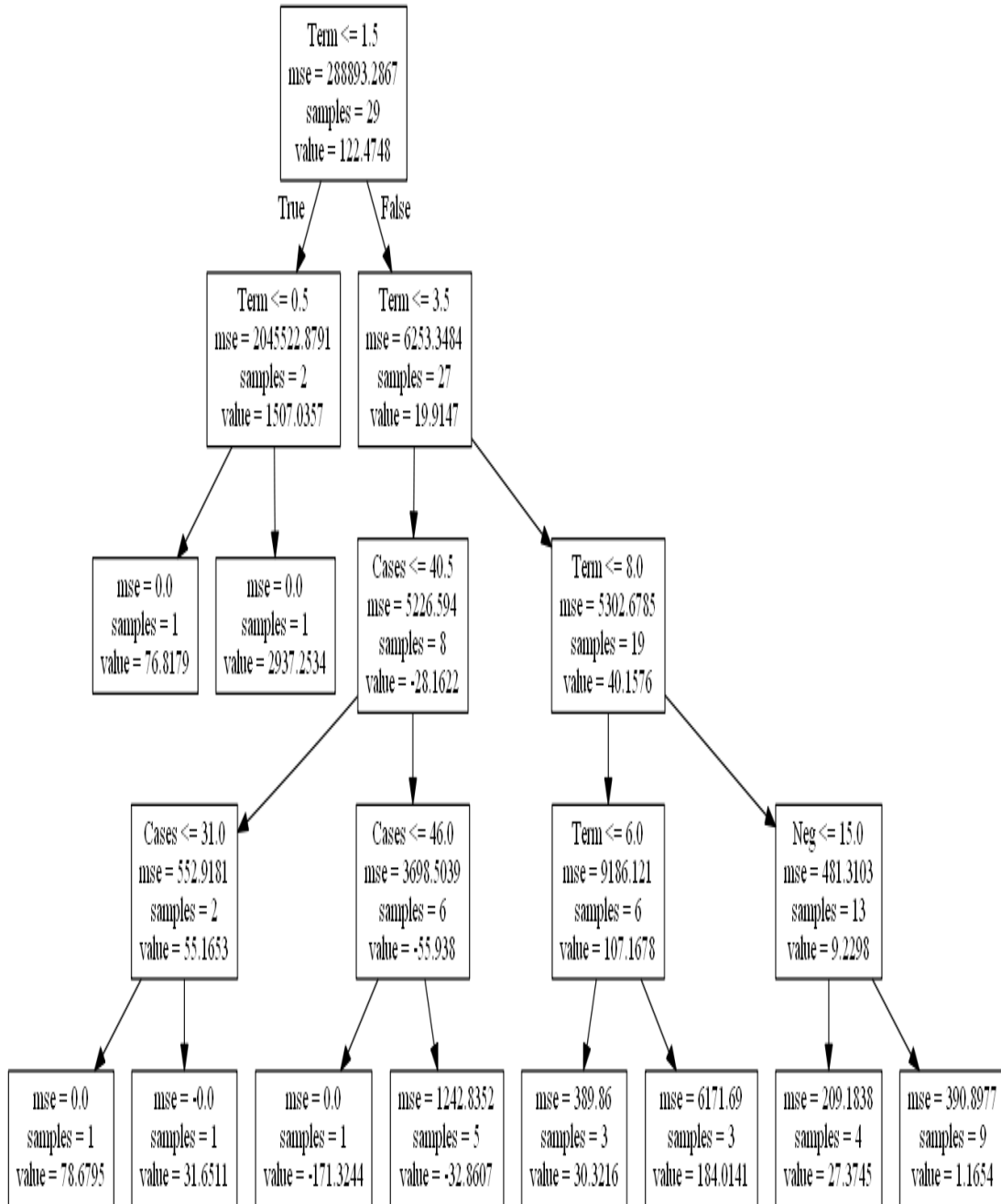
석유정제 산업의 영업이익을 예측하기 위한 의사결정 나무



조선업의 영업이익을 예측하기 위한 의사결정 나무



자동차산업의 영업이익을 예측하기 위한 의사결정 나무



자동차부품산업의 영업이익을 예측하기 위한 의사결정 나무

