



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](#)

치의학석사 학위논문

인공신경망을 이용한 악교정수술 후  
측모 연조직 변화 예측에 관한 연구

2017 년 10 월

서울대학교 대학원

치 의 학 과

손 응 빈

# 인공신경망을 이용한 악교정수술 후 측모 연조직 변화 예측에 관한 연구

지도교수 김 명 진

이 논문을 치의학 석사 학위논문으로 제출함  
2017 년 10 월

서울대학교 대학원  
치 의 학 과  
손 응 빈

손응빈의 석사 학위논문을 인준함  
2017 년 10 월

위 원 장           황  순  정           (인)

부위원장           김  명  진           (인)

위      원           이  종  호           (인)

## 국문초록

본 연구에서는 컴퓨터 하드웨어의 발달에 따라 방대한 연산을 바탕으로 하는 신경망 이론을 이용하여 악교정수술 환자의 수술 후 연조직 변화를 추정하고 술후 연조직 변화 예측에 대한 인공신경망 알고리즘의 사용가능성을 조사하고자 하였다. 2015년 1월부터 2016년 12월까지 서울대학교치과병원 구강악안면외과에서 악교정수술을 받은 53명의 환자를 대상으로 연구를 진행하였다. 상악은 르포트씨 I형 골절단술(Le Fort I osteotomy), 하악은 하악 상행지 시상분할술(Bilateral Sagittal Split Ramus Osteotomy : BSSRO)를 동시에 시행한 환자를 대상으로 진행하였으며 안면기형, 외상 환자, 심한 좌우 비대칭이 있거나 재수술 환자는 연구대상에서 제외하였다. 측방두부규격방사선 사진상에서 서울대학교 치과병원에서 사용하고 있는 경조직 기준점을 획득하여 33개의 경조직 계측값을 측정하였다. 연조직 해부학적 기준점은 pronasale, A point, upper lip, lower lip, B point, pogonion과 경조직 N점 연결선과 Sella - Nasion plane과 이루는 6개의 연조직 각도값을 사용하였다. 수술 전(T0), 수술직후(T1), 그리고 수술 6개월(T2) 경조직, 연조직 계측값을 획득하였다. 50명의 환자 정보로 인공신경망을 학습시킨 후, 학습에 이용하지 않은 나머지 환자 3명의 술전 경조직, 연조직 계측값(T0)과 악교정 수술 직후 경조직 계측값(T1)을 인공신경망에 입력하여 6개월 후 예상되는 연조직 계측값을 획득하였다. 이를 수술 6개월 후 실제 연조직 계측값(T2)과 비교하였다. 임의로 선정된 3명의 환자의 입력값을 학습된 인공신경망에 입력하여 얻은 결과와 실제 6개월 후 연조직 계측값의 차이는 각각

0.50±1.52, 0.00±0.89, 0.50±1.38이었다. 통계적 분석결과, 예측량은 실제값과 차이가 없음을 보였다. 본 연구 결과는 악교정수술에서 수술후 연조직 변화의 정확한 예측을 위하여 인공신경망을 활용할 수 있음을 제시하였다.

주요어 : 인공신경망, 악교정수술, 연조직 변화, 측방두부규격방사선, 해부학적 기준점  
학 번 : 2014-23072

# 목 차

제 1 장 서 론 .....	1
제 1 절 연구의 배경 .....	1
1. 인공신경망 모델 .....	3
2. 이미지 분석을 위한 인공신경망의 활용 .....	8
제 2 절 연구의 목적 .....	10
제 2 장 본 론 .....	11
제 1 절 연구 대상 및 방법 .....	11
1. 연구대상 .....	11
2. 연구방법 .....	12
제 2 절 결과 및 고찰 .....	21
제 3 장 결 론 .....	26
참고문헌 .....	28
Abstract .....	30

## 표 목 차

[표 2-1] 경조직 해부학적 기준점 .....	13
[표 2-2] 경조직 계측값 .....	14
[표 2-3] 연조직 해부학적 기준점 .....	17
[표 2-4] 데이트 세트의 구성 .....	18
[표 2-5] 검증 데이터1의 결과 .....	20
[표 2-6] 검증 데이터2의 결과 .....	20
[표 2-7] 검증 데이터3의 결과 .....	20
[표 2-8] 테스트 데이터1의 결과 .....	22
[표 2-9] 테스트 데이터2의 결과 .....	22
[표 2-10] 테스트 데이터3의 결과 .....	22
[표 2-11] 기술통계량 .....	23
[표 2-12] 테스트 데이터1의 검정 통계량 .....	23
[표 2-13] 테스트 데이터2의 검정 통계량 .....	24
[표 2-14] 테스트 데이터3의 검정 통계량 .....	24

## 그 립 목 차

[그림 1-1] 단층 퍼셉트론 .....	4
[그림 1-2] 다층 퍼셉트론 .....	5
[그림 1-3] 오차 역전파 학습 알고리즘 .....	7
[그림 2-1] 환자 분포 .....	11
[그림 2-2] 경조직 해부학적 기준점 .....	12
[그림 2-3] 연조직 해부학적 기준점 .....	16
[그림 2-4] 연조직 계측값 $S_{Nplane}$ 이 각각의 연조직 기준점과 이루는 각도 .....	17

# 제 1 장 서 론

## 제 1 절 연구의 배경

2016년 3월, 세간의 이목을 끌었던 구글 딥마인드(Google Deepmind)가 개발한 인공지능 프로그램 알파고(AlphaGo)와 인간의 바둑 대결은 4차 산업혁명이 현실화되었음을 보여주었다. 오래전 인공지능 분야에서는 복잡한 문제를 해결하기 위한 알고리즘 개발에 역량을 집중해 왔다. 그러나 바둑과 같이 다양한 경우의 수가 존재하는 문제는 인공지능이 인간의 계산 능력을 뛰어넘기 힘들 것으로 판단했지만 알파고가 승리하면서 많은 사람들의 예측은 빗나갔다.

인공지능은 컴퓨터가 인간과 비슷한 사고방식과 체계를 갖추어 사고하고 판단하는 상태를 의미한다. 인간이 개와 고양이를 구별할 수 있는 간단해 보이는 능력을 컴퓨터에서 구현하기 위해 상당히 오랜 시간이 걸렸다. 인공지능이라는 용어는 1956년 다트머스대학교의 존 메커시(McCarthy, 1956)가 인공지능 관련 연구 프로젝트를 기획하면서 등장하였다. 이후 1960년대 냉전시기, 미 국방부 지원을 받으며 획기적인 성장을 이룰 수 있었다. 그러다 발전의 한계에 부딪히며 주춤하다가 1990년대 이후 인터넷 보급으로 관련 연구가 활성화되기 시작하였다.

알파고 인공지능 알고리즘인 딥러닝(deep learning)은 인공지능의 획기적인 도약을 이끌어낸 알고리즘 중 하나이다. 딥러닝은 컴퓨터가 인간처럼 학습하고 판단하기 위해 데이터를 해석하는 방법으로 인터넷을 통해 수집된 빅데이터를 분석할 수 있는 머신 러닝(machine learning)이다. 머신 러닝은 프로그램을 작성하지 않고 알고리즘을 설계하기 어려운 작업을 위해 사용한다. 입력받은 데이터로 학습과정을 통해 잠재적인 메커



니즘을 파악하고 복잡한 관계를 정량화한다. 이 정보로 새롭게 입력되는 데이터에 대해 예측을 시도한다.

인공신경망은 인공지능 머신러닝 중 신경모형의 패러다임에 포함된다. 그중에서 심층 신경망이라고 하는 새로운 패러다임이 알파고가 기반으로 하는 알고리즘, 바로 딥러닝이다(김동훈, 2016). 인공지능 개발과 신경망은 비슷한 시기에 시작하였다. 많은 과학자들은 시스템 개발을 위해 두 가지의 접근방법을 고민하였다. 첫째는 두뇌가 어떻게 작동하느냐는 점이었고 두 번째는 두뇌가 하는 일이었다. 이중 두뇌가 어떤 일을 하느냐가 바로 신경망을 발전시키는데 공헌하는 관점이었다. 문제해결을 위해 다양한 형태의 지식을 사용하는 인공지능에 반해 신경망은 생물학적인 특성을 바탕으로 시스템을 구현하고자 하는 노력의 산물이다.

신경망의 장점 중 하나는 바로 결과에 영향을 미치는 변수들 간 수학적 관계를 규명할 필요가 없다는 점이다. 다양한 변수를 입력하더라도 스스로 학습하고 변수간의 관계를 구성하기에 적절한 변수를 찾아서 입력해줄 필요가 감소한다(김광희 등, 2006). 인자간의 명확한 관계 규명 없이도 결과를 추정할 수 있다는 장점 덕분에 다양한 분야에서 인공신경망이 사용되고 있다.

## 1. 인공신경망 모델

인공신경망이란 인간의 두뇌활동을 모방하여 스스로 학습할 수 있는 능력을 알고리즘으로 구현한 것으로 인간 두뇌에서 일어나는 신경세포들 간의 작용을 모사한 것이다. 컴퓨터와 달리 인간의 뇌는 복잡한 다수의 정보를 효과적으로 처리할 수 있다는 점에 착안하였다. 정보의 병렬 처리와 처리 과정 중에 발생할 수 있는 오류에 대해 기존의 알고리즘의 문제없이 처리되는 시스템 구현을 목표로 개발되어 왔다.

### (1) 다층 퍼셉트론

최초의 인공신경망 모델은 McCulloch와 Pitts(1943)가 1943년에 발표한 논문에서 찾아볼 수 있다. 그들은 인간 두뇌를 신경세포로 구성된 컴퓨터로 간주하고 패턴인식 문제를 통해 인간의 지능을 분석하는 이론이 중요하다고 주장하였다. 1949년에는 캐나다의 심리학자 Donald Hebb이 신경세포들 간 연결강도를 결정하는 생리학적인 규칙을 설명하면서 신경망 알고리즘 설계에 있어 중요한 개념을 제공하게 된다. 두 개의 뉴런 사이에서 지속적이고 반복적인 신호전달은 어느 한쪽 혹은 양쪽 모두에 변화를 유발하며 결과적으로 신호전달 효율이 상승한다는 설명이다. 1957년 미국의 심리학자 Frank Rosenblatt에 의해 퍼셉트론 개념이 등장하였다.

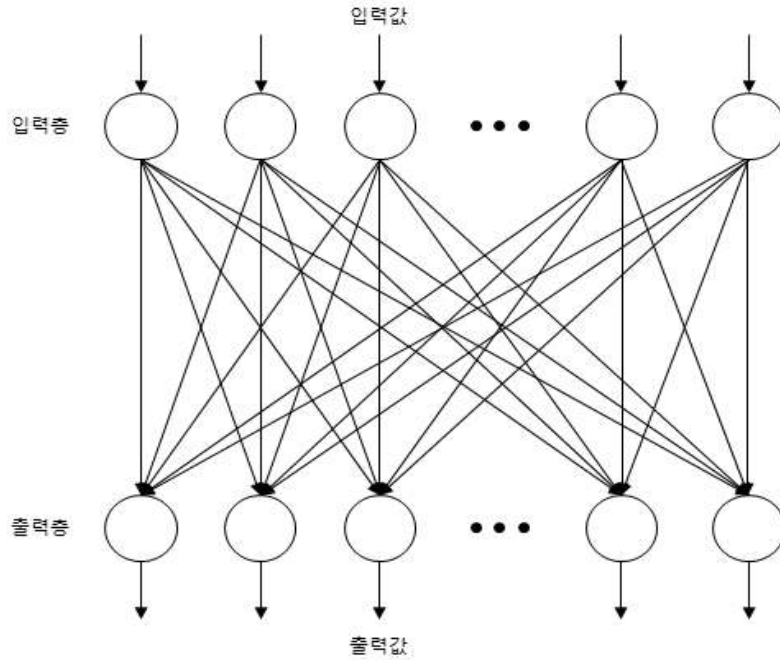


그림 1-1 단층 퍼셉트론

퍼셉트론은 과거 신경망 모델들 가운데 상당히 정확한 계산력을 가진 신경망 모델 중 하나였으며 이는 신경망이 복잡한 학습과정을 거칠 수 있다는 가능성을 제시하게 된다. 이후 활발하게 신경망 연구가 이루어지다가 1967년 Minsky와 Papert의 ‘Perceptrons’라는 저서가 출간되면서 신경망 발전은 20여 년간 침체기에 빠진다. 이 저서에는 신경망이 XOR와 같은 단순한 문제를 해결할 수 없다는 한계성을 간결하게 설명하였다. 단층 퍼셉트론[그림 1-1]의 한계는 출력값이 선형 분리가 가능한 경우에만 사용가능하다는 점이다. 그러나 한계에 부딪힌 퍼셉트론은 이후 등장할 다층 퍼셉트론[그림 1-2] 모델의 기초로서 의의가 있다.

1980년대 중반, 하나의 층(single-adjustable layer)으로 구성된 단층

퍼셉트론의 한계를 극복하고자 한 개 이상의 은닉층(중간층, hidden layer)을 적용한 신경망 모델이 제안되었다. 입력층과 출력층 사이에 하나 혹은 다수의 은닉층이 존재하는 모델로 이를 다층 퍼셉트론으로 명명하였다. 입력층과 출력층이 직접적으로 연결되지 않고 입력층, 중간층(은닉층), 출력층이 전방향(feedforward)으로 연결된 네트워크이다.

다층 퍼셉트론은 중간층을 통하여 각 뉴런의 입·출력값을 비선형으로 설정함으로써 모델의 능력을 향상시키고 단층 퍼셉트론이 가지고 있던 단점을 극복하였다. 입력층을 통해 입력된 값들이 중간층을 통해 재코드화를 거쳐 출력층으로 이동하게 된다. 이 과정을 통해 불완전한 입력값에도 반응하여 결과를 도출할 수 있는 신호를 제작할 수 있게 되었고 이전에 학습된 신호와 유사한 경우 그에 맞는 적절한 결과값을 도출해 낼 수 있다.

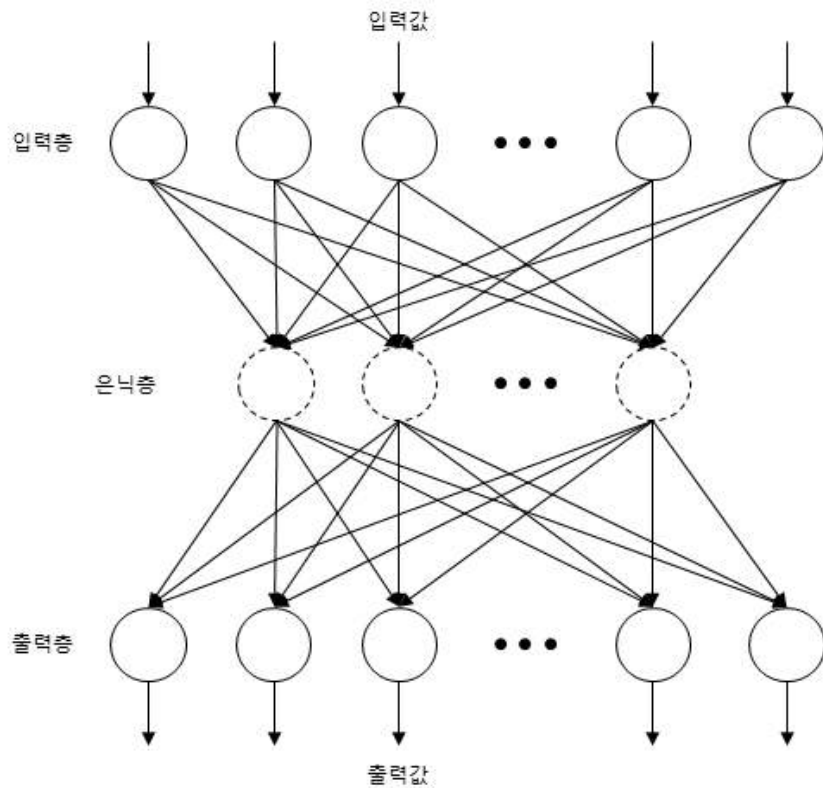


그림 1-2 다층 퍼셉트론

다층 퍼셉트론의 학습 방법은 입력층을 통해 값이 입력되면 중간층(은닉층)을 거쳐 출력층을 통해 결과값이 도출된다. 이 결과값과 기댓값을 비교하고 차이를 감소시키는 방향으로 유니트 간의 연결강도를 조절한다. 이러한 결과를 상위층에 역전파하여 연결강도를 조절하는 알고리즘을 오차 역전파 학습 알고리즘[그림 1-3]이라 한다. 미분의 Chain-rule를 반복 적용으로 유도하며 다층 퍼셉트론 모델을 학습시키기 위한 알고리즘으로 최소자승 알고리즘의 확장이다.

## (2) 오차 역전파 학습 알고리즘

학습과정을 통해 네트워크에 입력벡터가 제시되면 변환되어 중간층으로 전달되고 출력층에서 결과값으로 도출된다. 이 때, 결과값과 목표했던 값을 비교하여 차이를 줄이는 방향으로 각 층 유니트간 연결강도를 조정하게 되고 이를 입력층까지 역전파하여 연결강도를 결과와 목표사이의 차이를 감소시키도록 조정한다. 중간층이 없는 경우에는 오차 제곱의 총합을 최소화하는 방향으로 연결강도가 변한다. 이 규칙이 델타규칙이며 중간층이 존재하는 다층 퍼셉트론에 적용을 일반화 델타규칙(generalized delta rule)이라고 한다. 이 과정에서 역방향처리는 목표값과 결과값의 오차를 구하여 역방향으로 연결강도를 조절해 나간다. 조정된 모델에 다시 값을 입력하여 결과를 도출하며 위 과정이 초기에 설정한 반복횟수나 오차에 도달하면 학습을 중단한다.

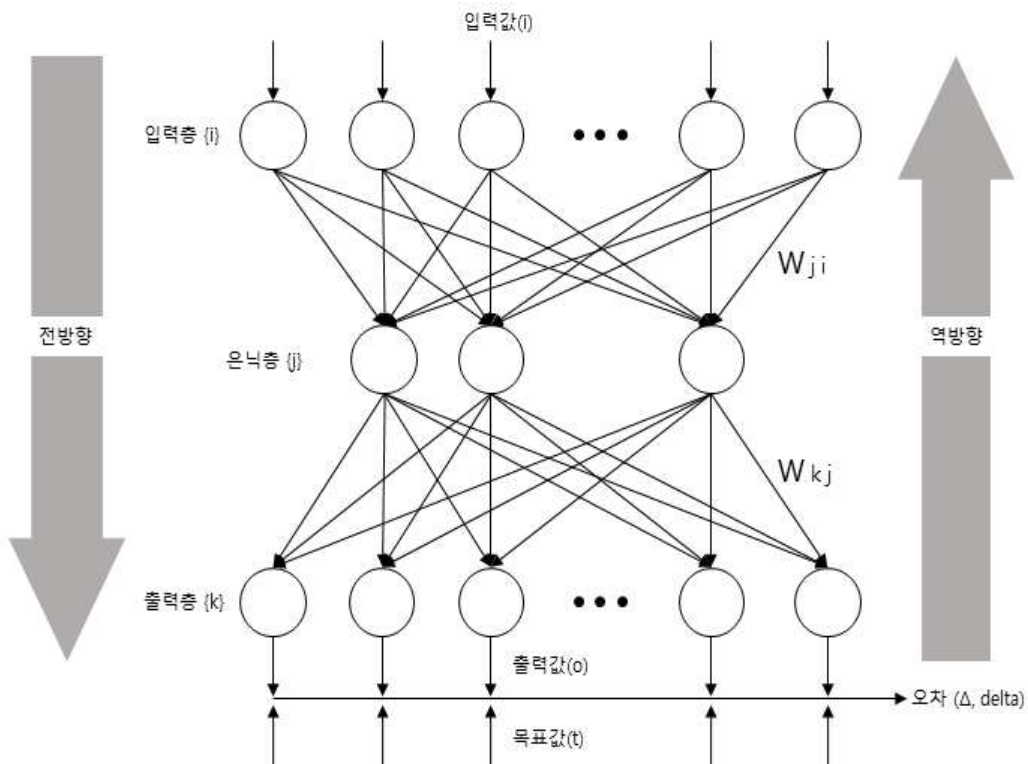


그림 1-3 오차 역전파 학습 알고리즘

## 2. 이미지 분석을 위한 인공지능의 활용

이미지 분석을 위한 신경망의 이용은 의료분야에서도 많은 연구가 진행되었다. 최근 영상의학과를 중심으로 인공지능을 판독 보조 수단으로 이용하는 연구가 다양한 측면에서 수행되고 있다. Park 등은(2011) 폐의 크기를 점차 감소시키며 높은 치사율을 보이는 간질성폐질환(Interstitial Lung Diseases)을 초기 CT 영상에서 발견해 낼 수 있는 시스템 개발에 인공지능을 이용하였다. 서울대학교 치과병원 영상치의학과 박상욱 등은(1999) MRI 영상을 통한 편평세포암종 임파절 전이에 대한 진단능 평가에 인공지능을 사용함으로써 인공지능이 판독에 보조적인 수단으로 사용가능함을 보고하였다. 최광택(2016)은 인공지능 학습 알고리즘 계산 복잡도를 분석하고 저사양 하드웨어 플랫폼에서도 고차원 의료 영상 분석의 가능성을 확인하였다. 이외에도 유방암, 간질, 저혈당, 심부정맥 등의 진단 및 검진에 인공지능을 보조 진단 도구들로 사용하는 연구들이 진행되고 있다.

부정교합은 치아우식, 치주질환과 함께 공중구강보건 분야에서 핵심적으로 다루는 치과 분야의 중요 질환 중 하나이다. 부정교합은 기능적인 측면에서도 환자에게 불편을 초래한다. 사회가 발전하고 소득이 증가함에 따라 과거보다 심미적 요구가 늘어나면서 부정교합 치료의 수요는 증가하는 추세이다. 교정치료는 골격 내에서 치아 이동만으로 이루어지고 상악과 하악의 골격 관계에서 약간의 이상을 치료할 수 있으나 한계가 존재한다. 악교정 수술은 교정치료만으로는 치료가 어려운 골격성 부정교합 환자에서 수술에 의해 악골을 재위치 시켜 악안면 기능과 심미를 개선하는 치료이다.

악교정 수술은 3차원적인 변화를 통한 기능개선뿐 아니라 심미적인 향상도 달성하는 치료법이다. 경조직 변화에 따른 연조직 변화는 개인과 수술 부위에 따라 차이가 상당히 다양하며 만족스러운 치료 결과를 얻기 위해서는 치료계획 수립 단계에서 수술 후 정확한 안모 예측이 필수적이거나 연조직 변화를 예측하기란 쉽지 않다.

악교정 수술 후 경조직 변화에 따른 연조직 변화 예측은 악교정 수술

계획을 수립하고 향후 안모 변화를 예견하는데 중요한 역할을 한다. 악교정 수술 후 경조직 변화에 따른 연조직 변화를 예측하기 위한 연구는 제2차 세계대전을 지나며 수술의 비약적인 발전을 이루며 항생제의 발달과 구내접근법의 발전으로 악교정 수술이 본격적으로 시행된 이후 꾸준히 이루어져 왔다. 두부측모방사선사진은 2차원적 안면측모 변화에 관한 연구도구이다. 김여갑(1987)은 악교정 수술을 받은 13명을 대상으로 측방두부규격 방사선사진상 계측값을 이용하여 술전, 수술 후 2개월에서 18개월 경과 후 변화를 관찰하고 술전·후 계측값 변화 비율을 제시하였다. 이형식 등(1987)은 악교정 수술을 받은 환자 18명을 대상으로 방사선 두개계측사진을 분석하여 술후 연조직 변화와 회귀율을 분석하였다. 조병욱 등(1991)은 하악골 시상골 절단술(SSRO)을 시행한 15 cases, 하악골 시상골 절단술과 하악이부 성형술(genioplasty)을 시행한 10 cases, 그리고 상악수술을 포함한 수술을 한 5 cases를 포함한 경조직 변화에 대한 연조직 변화비율을 분석하였다. 최진호 등(1992)은 연세대학교 치과병원 구강외과에서 르포트씨 I형 골절단술을 시행한 50 cases를 수술 방식에 따라 4군으로 분류하여 경조직 계측점 이동에 따른 연조직 계측점 변화율을 분석하였다. 이창국 외(2000)는 골격성 3급 부정교합을 주소로 악교정 수술을 받은 환자 30명을 대상으로 SNA, SNB, SNP 계측값을 이용하여 컴퓨터 프로그램(Powersoft사의 PowerCeph 3)을 통한 예측값과 실제 변화량을 비교 분석하였다. Fanibunda 외(1989)는 연조직 두께, 근 기능 및 기능형태, 구순 긴장 정도 등 다양한 변수들이 술후 연조직 변화에 영향을 주기 때문에 술후 연조직 변화 예측에 많은 어려움이 있다고 보고하였다. Chay Hui Koh 외(2004)는 3급 부정교합 환자 35명을 대상으로 CASSOS 2001 소프트웨어를 이용하여 연조직 변화 예측값과 실제값 간의 차이에 대한 연구를 진행하였으며 프로그램을 이용한 예측은 수평적인 계측에 비해 수직적인 예측이 수월하지 않다고 보고하였다. 이 역시도 개인마다 다양한 요소들이 각기 다른 정도로 연조직 변화에 영향을 미쳐 정확도가 낮음을 시사하였다. 또한 실제 해부학적 기준점 위치가 계측자 혹은 프로그램 상에 차이가 있어 낮은 정확도를 보



인다고 보고하였다. Ayse Tuba Altug-Atac 외(2008)는 3급 부정교합 환자 20명을 대상으로 술전·후 경조직 변화에 대한 연조직 변화 비율에 대하여 연구하였으며 이 결과를 통하여 악교정 수술 후 극적인 외모 변화에 대한 몇가지 의견을 제시하였다. Olga-Elpis Kolokitha 외(2012)는 악교정 수술후 연조직 변화 예측의 정확성은 다양한 요소에 의해 영향을 많으며 직접적으로는 회귀현상, 하악골의 회전 중심, 이외에도 성별, 인종, 술전 연조직 두께와 연조직과 경조직의 비율 등이 있다고 보고하였다. 박주영 외(2013)는 평균 연령 25.2세의 3급 부정교합 환자 22명을 대상으로 하악이부절단술을 포함하는 악교정 수술 환자의 연조직 변화에 관한 후향적인 연구를 수행하였다. 그는 턱의 연조직 변화를 보다 정확히 예측하기 위해서는 술후 연조직 두께가 예측에 반영되어야 할 요소라고 하였다.

위와 같이 예측의 중요성은 다양한 연구에서 강조되고 있으나 예측을 위한 명확한 방법론이나 도구는 제시되지 않고 있는 실정이다. 여러 연구에서 후향적인 연구를 통해 비율적인 변화를 제시하고 있으나 실상은 다양한 요소에 의해 영향을 받는 연조직 변화량 예측은 어려운 것으로 보고되고 있다. 또한 다양한 연구에서 사용하는 예측 방법은 기존 수술의 분석 내용을 정량적으로만 파악하고 각 요인간의 연관성에 대한 연구는 부족한 것으로 보인다.

## 제 2 절 연구의 목적

본 연구의 목적은 컴퓨터 하드웨어의 발달에 따라 방대한 연산을 바탕으로 하는 신경망 이론을 이용하여 악교정 수술 환자의 수술 전 연조직과 경조직의 정보와 수술로 인해 변위된 경조직 정보를 통해 수술 후 6개월의 연조직 변화를 추정해보고 술후 연조직 변화 예측에 대한 인공신경망 알고리즘의 사용가능성을 검토해보는 것이다.

## 제 2 장 본 론

### 제 1 절 연구대상 및 방법

#### 1. 연구대상

본 연구는 2015년 1월부터 2016년 12월까지 서울대학교치과병원 구강악안면외과에서 악교정 수술을 받은 환자를 대상으로 연구를 진행하였다. 정보의 일관성을 위해 1인 구강악안면외과의사의 집도하에 상악골은 르포트씨 I형 골절단술, 하악골은 BSSRO(Bilateral Sagittal Split Ramus Osteotomy)를 동시에 시행한 환자를 대상으로 진행하였으며 안면기형, 외상환자, 심한 좌우 비대칭이 있거나 재수술 환자는 연구대상에서 제외하였다. 총 53명의 환자를 표본으로 추출하였으며 성별로는 남자가 23명, 여자가 30명이고 연령별로는 10대가 2명, 20대가 45명이며 30대, 40대는 각각 4명과 2명이었다.

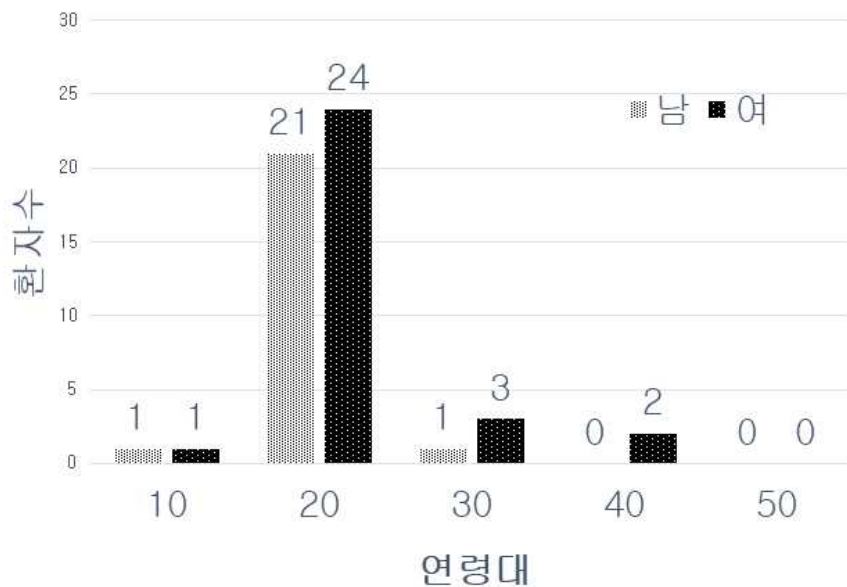


그림 2-1 환자 분포

## 2. 연구방법

각 환자는 통상적으로 수술 전(T0), 수술직후(T1), 술후 3개월과 6개월 측방두부규격 방사선사진을 촬영하였고 본 연구에서는 수술 전(T0), 수술직후(T1), 술후 6개월(T2) 측방두부규격 방사선사진을 이용하여 경조직과 연조직 측모 분석을 시행하였다. 인공신경망 모델에 입력할 값은 수술 전(T0) 경조직, 연조직 계측값과 수술 직후(T1) 경조직 계측값이며 출력값은 술후 6개월 뒤(T2) 연조직 계측값이다. 17개의 경조직 해부학적 기준점을 측방두부규격 방사선 사진 상에서 획득하여 현재 서울대학교 치과병원에서 사용하고 있는 경조직 계측값 33개를 구하였다. 경조직 해부학적 기준점은 [표 2-1]와 같다. 모든 계측은 충분히 교육받은 치의학대학원 4학년(연구자) 학생이 수기로 계측하였다.

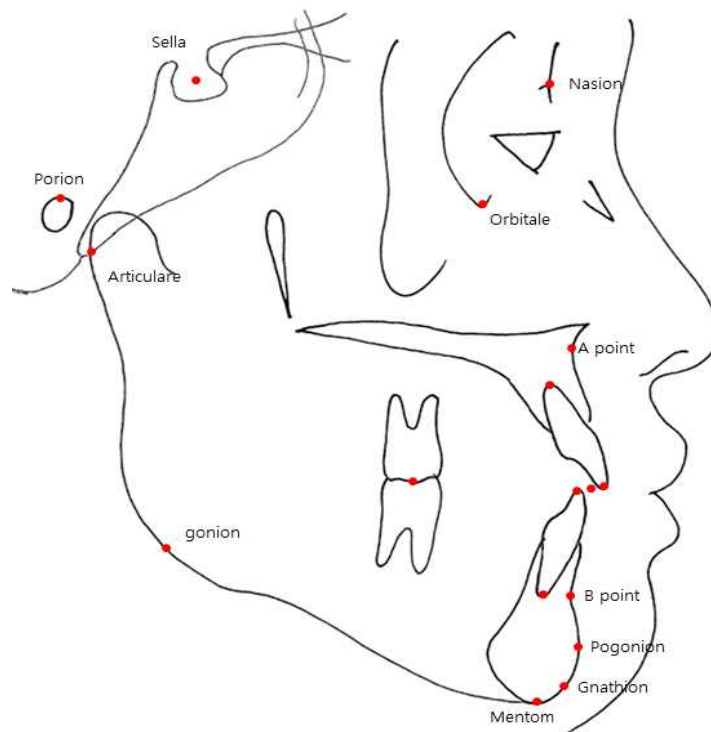


그림 2-2 경조직 해부학적 기준점

표 2-1 경조직 해부학적 기준점

이름	설명
A point	전비극과 상악치조정점 사이 곡선의 최후방점
Articulare	두개저의 하방면과 좌우측 과두 경부 후방연의 교차점
B point	infradentale하방과 Pog상방에 있는 하악골 커브상에서 최후방점
Gnathion	턱끝의 측면 영상 중에서 최전하방점
Gonion	하악 우각부의 최후하방점
Menton	턱끝의 하악결합 외형선상에서 최하방점
Nasion	전두비골봉합의 최상방점
Occlusal plane(incisor)	상하악 중절치 절연의 중점
Occlusal plane(molar)	상하악 제1번 대구치 접촉부
Orbitale	골성안와의 최하방점
Porion	외이공의 최상방점
Gonion	하악 우각부의 최후하방점
Menton	턱끝의 하악결합 외형선상에서 최하방점
Nasion	전두비골봉합의 최상방점
Occlusal plane(incisor)	상하악 중절치 절연의 중점
Occlusal plane(molar)	상하악 제1번 대구치 접촉부
Orbitale	골성안와의 최하방점
Porion	외이공의 최상방점
Pogonion	턱끝의 외형선에서 최전방점
Sella turcica	뇌하수체와(hypophyseal fossa, sella turcica)의 중심
Lower incisor edge	최전방 하악중절치의 절단
Upper incisor edge	최전방 상악중절치의 절단
Lower incisor apex	최전방 하악중절치의 치근단
Upper incisor apex	최전방 상악중절치의 치근단

경조직 해부학적 기준점을 통해서 33개 경조직 계측값을 획득하여 입력값으로 이용하며 이는 [표 2-2]와 같다.

표 2-2 경조직 계측값

이름	설명
Saddle Angle	N-S-Ar
Articular Angle	S-Ar-Go
Gonial Angle	Ar-Go-Me
Sum	Saddle + Articular + Gonial angle
Anterior Cranial base length	N-S
Posterior Cranial base length	S-Ar
N-Go-Ar	N-Go-Ar
N-Go-Me	N-Go-Me
Ramus height	Ar-Go
Body length Go-Me	Go-Me
Mandibular Body to Anterior Cranial base Ratio	Go-Me / Na-S
SNA	S-N-A
SNB	S-N-B
ANB	A-N-B
SN-GoGn	S to Na - Go to Gn
Facial depth	N-Go

표 2-2 경조직 계측값 (계속)

이름	설명
Facial length on Y-axis	S-Gn
Y-axis to SN	N-S-Gn
Post. Facial height	S-Go
Ant. Facial height	N-Me
Facial height ratio	posterior to anterior(S-Go/N-Me)[%]
Facial plane(SN-Pog)	S-N-Pog
Facial convexity(NA-Po)	N-A-Pog
FMA	Frankfort mandibular plane angle
FMIA	Frankfort mandibular incisor plane angle
IMPA	Incisor mandibular plane angle
Occ PL to Go-Me	교합평면과 Go-Me 이루는 각도
Interincisal Angle	상하악 최전방 전치가 이루는 각도
L1 to Mn plane	하악 최전방 절치가 하악하연과 이루는 각도
U1 to FH plane	상악 최전방 절치가 FH평면과 이루는 각도
U1 to SN plane	상악 최전방 절치가 SN평면과 이루는 각도
U1 to Facial plane	상악 최전방 절치가 안면평면과 이루는 각도
L1 to Facial plane	하악 최전방 절치가 안면평면과 이루는 각도

연조직 해부학적 기준점으로는 Pronasale, A point, Upper Lip, Lower Lip, B point, Pogonion을 이용하여 경조직 Nasion점에서 경조직 기준평면 Sella - Nasion plane과 이루는 각을 6개의 연조직 계측값으로 사용하였다. 다른 기준 평면과 달리 르포트씨 I형 골절단술와 BSSRO 시행환자에서 수술 전후에 변화가 없는 S-N plane을 연조직 계측점 설정에 기준평면으로 설정하였다. 연조직 기준점은 측방두부규격 방사선사진상에서 뚜렷하게 구분할 수 있는 위치를 이용하였다.

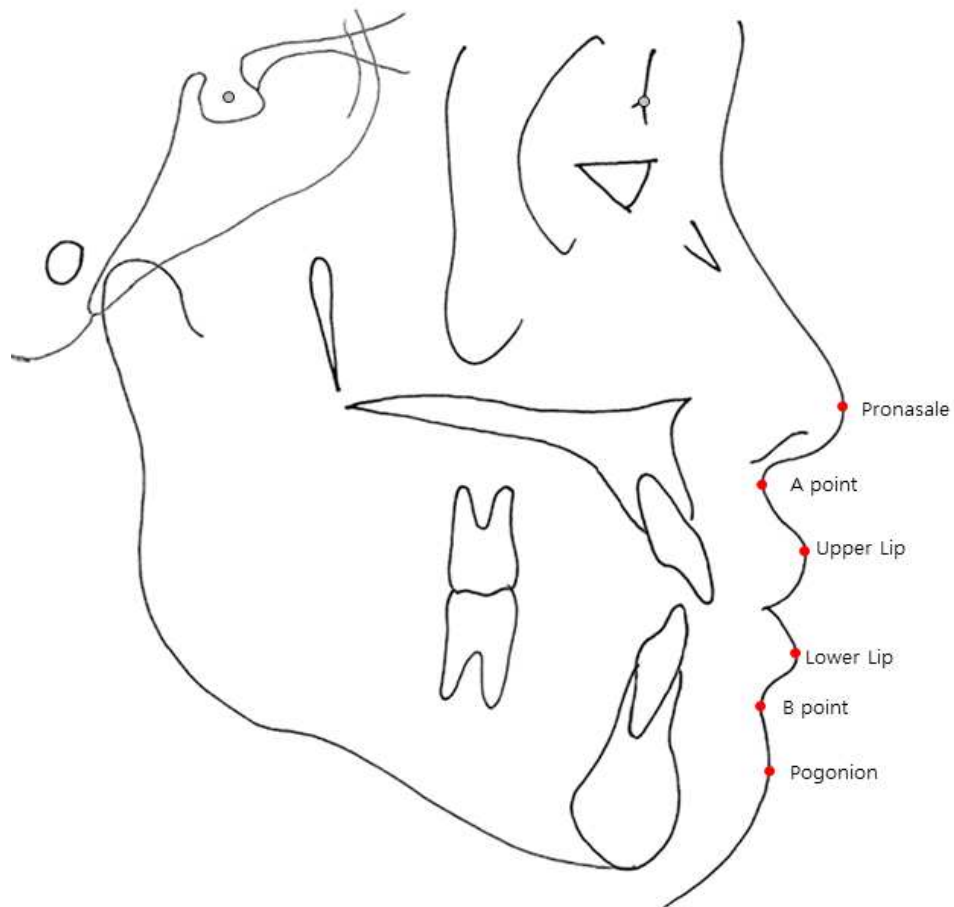


그림 2-3 연조직 해부학적 기준점

표 2-3 연조직 해부학적 기준점

이름	설명
Pronasale (ProN)	코에서 전방으로 가장 튀어나온 점
A point (A)	연조직상 A point
Upper Lip (UP)	윗입술에서 전방으로 가장 튀어나온 점
Lower Lip (LL)	아랫입술에서 전방으로 가장 튀어나온 점
B point (B)	연조직상 B point
Pogonion (Pog)	연조직상 턱 끝의 외형선에서 최전방점

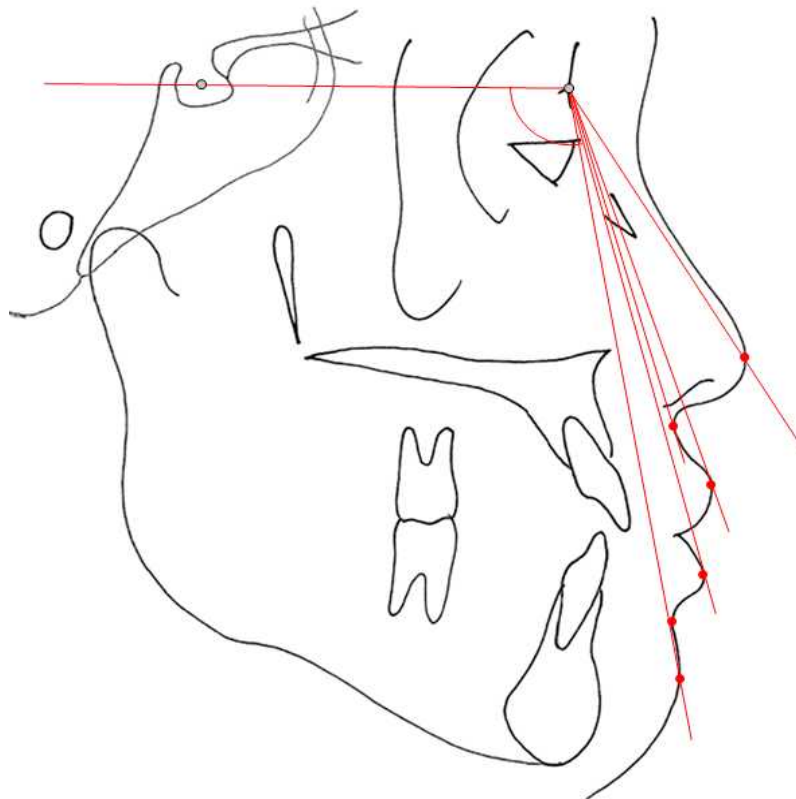


그림 2-4 연조직 계측값, S-N plane이 각각의 연조직 기준점과 이루는 각도



모든 환자로부터 수술 전(T0) 경조직 계측값, 연조직 계측값과 악교정 수술직후(T1) 경조직 계측값, 수술 후 6개월(T2) 연조직 계측값을 획득하였다. 각 환자의 데이터가 포함하는 내용은 입력값과 결과값으로 나눌 수 있고 입력값은 환자의 성별, 나이, 수술 전(T0) 경조직 계측값 33개와 연조직 계측값 6개, 수술 직후(T1) 경조직 계측값 33개로 총 74개의 유니트로 구성된 데이터이다.

표 2-4 데이터 세트의 구성

입력값	유니트 수(개수)
환자 성별	1
환자 나이	1
술전(T0) 경조직 계측값	33
술전(T0) 연조직 계측값	6
수술직후(T1) 경조직 계측값	33
<b>전체</b>	<b>74</b>

출력값	유니트 수(개수)
술후 6개월(T2) 연조직 계측값	6
<b>전체</b>	<b>6</b>

환자당 74개 유니트의 입력값과 6개 유니트의 출력값으로 구성된 데이터 세트는 53명의 환자 정보에 대하여 53개의 데이터 세트를 구성한다. 53개의 데이터 세트를 임의로 50개와 3개로 나누어 전자는 인공신경망을 학습시키는 데이터로 이용하고 후자는 학습된 인공신경망을 검증하는 데이터로 이용한다.

본 연구를 위해 사용된 프로그램은 MATLAB R2017a(The MathWorks, Inc.)이며 내부에 삽입되어있는 수학, 통계학 및 최적화를 위해 제작된 Neural Network Toolbox를 이용하였다. Neural Network Toolbox는 인공신경망 알고리즘을 통해 다양한 비선형 문제를 해결하기 위한 시스템으로 이미지 분석, 회귀분석 등에 이용할 수 있다. 본 연구에서는 입력값과 출력값간 비선형적 관계를 일반화하기 위해 사용되었다. Neural Network Toolbox에 포함된 다양한 프로그램 중 숫자로 표현되는 입력값과 출력값 간 mapping을 하는데 적합한 Neural Network fitting application을 이용하였다. 충분히 학습된 인공신경망은 Mean Square Error(MSE)를 이용하여 학습의 결과를 평가한다. 본 연구에서 사용된 다층 퍼셉트론은 하나의 중간층(은닉층)을 가지며 중간층 유니트의 개수는 20개로 설정하였다.

우선 임의로 분류된 50개의 데이터 세트를 인공신경망에 입력하여 학습시켰다. 충분히 학습된 인공신경망은 스스로 학습을 종료하고 이용자에게 학습 결과를 보고한다. 1000회 학습 반복 결과, MSE는  $5.10248 * 10^{-14}$ 로 보고하였으며 이로써 제공된 50개의 데이터 세트로 인공신경망이 충분히 학습되었음을 알 수 있다. 50개의 데이터 세트 중 임의로 3개의 데이터 세트를 선별하여 학습된 인공신경망에 입력함으로써 도출된 결과와 실제 수술 후 결과를 비교하여 인공신경망이 정상적으로 학습되었는지 확인해본다.

output : 실제 환자의 수술 후 6개월(T2)뒤 연조직 계측값

result : 학습된 인공신경망에 입력값을 넣어 얻은 결과값

$\Delta$  : result과 output의 차이

3개의 검증데이터를 입력하여 얻은 결과는 [표 2-5, 6, 7]과 같다. 도출된 결과를 통해 학습결과와 실제 결과가 모두 완벽히 일치하는 것을 알 수 있다. 이로써 인공신경망이 정상적으로 학습되었음을 확인하였다.

표 2-5 검증 데이터1의 결과

	output	Result	$\Delta$
ProN	111	111	0
A	95	95	0
UP	96	96	0
LP	94	94	0
B	89	89	0
Pog	89	89	0

**m = 0.00, S.D = 0.00**

표 2-6 검증 데이터2의 결과

	output	Result	$\Delta$
ProN	111	111	0
A	95	95	0
UP	96	96	0
LP	94	94	0
B	89	89	0
Pog	89	89	0

**m = 0.00, S.D = 0.00**

표 2-7 검증 데이터3의 결과

	output	Result	$\Delta$
ProN	111	111	0
A	95	95	0
UP	96	96	0
LP	94	94	0
B	89	89	0
Pog	89	89	0

**m = 0.00, S.D = 0.00**

### 제 3 절 결과 및 고찰

53개 데이터 세트 중 임의로 선별된 3개의 데이터 세트는 학습된 인공신경망이 실제로 얼마나 효과적으로 연조직 예후 분석을 하는지 검증하기 위한 테스트 데이터로 사용된다. 이 데이터 세트는 학습에 이용되지 않고 인공신경망에게 최초로 노출되는 정보이다. 이를 학습된 인공신경망에 입력하여 도출한 결과는 [표 2-8, 9, 10]과 같다.

output : 실제 환자의 술후 6개월(T2)뒤 연조직 계측값

result : 학습된 인공신경망에 입력값을 넣어 얻은 결과값

$\Delta$  : result과 output의 차이

인공신경망의 예측 결과는 실제 결과와 100% 완벽하지 일치하지는 않았지만 최대 오차범위 3도 내에서 0에서 0.5의 오차 평균을 보여주고 있다. 각 테스트 데이터 세트 결과값과 실제 환자의 술후 연조직 계측값 간 차이의 평균은 테스트1에서는  $0.50 \pm 1.52$ , 테스트2에서는  $0.00 \pm 0.89$ , 테스트3에서는  $0.5 \pm 1.38$ 로 나타난다. 결과가 실제로 얼마나 정확한 예측을 하였는지 분석하기 위해 기술통계 분석을 실시하였다. 사용한 프로그램은 IBM SPSS Statistics version 23(IBM)이다. 각각의 데이터 세트 결과를 분석하기 위해 표본의 수가 적고 정규분포를 따르지 않는 비모수 검정인 Mann-Whitney 검정을 이용하였다. 실제 결과값과 예측값간의 유의한 차이는 없다는 가설(대조군  $\Delta_i = 0$ )을 세우고 유의수준을 0.05로 설정하였다. 통계분석을 실시한 결과는 [표 2-11, 12, 13, 14]에서 확인할 수 있다. 3개의 테스트 결과는 모두 귀무가설을 채택하는 결과를 도출하였다. 이로써 본 연구를 통해 악교정수술 후 6개월 뒤 6개의 연조직 기준점의 변화에 대한 인공신경망의 예측은 정확성과 신뢰성을 확보했음을 알 수 있다.

표 2-8 테스트 데이터1의 결과

	output	Result	$\Delta$
ProN	118	121.28	3
A	104	103.33	-1
UP	106	105.30	-1
LP	99	100.32	1
B	95	95.96	1
Pog	95	94.76	0

**m = 0.50, S.D = 1.52**

표 2-9 테스트 데이터2의 결과

	output	Result	$\Delta$
ProN	104	103.30	-1
A	89	90.30	1
UP	90	90.14	0
LP	86	86.86	1
B	82	81.30	-1
Pog	82	82.44	0

**m = 0.00, S.D = 0.89**

표 2-10 테스트 데이터3의 결과

	output	Result	$\Delta$
ProN	120	120.80	1
A	100	101.59	2
UP	101	102.05	1
LP	98	95.55	-2
B	92	92.40	0
Pog	90	91.05	1

**m = 0.50, S.D = 1.38**

표 2-11 기술통계량

그룹		N	최소값	최대값	평균	표준편차
목표	값	6	.00	.00	.0000	.00000
	유효 N(목록별)	6				
1	값	6	-1.00	3.00	.5000	1.51658
	유효 N(목록별)	6				
2	값	6	-1.00	1.00	.0000	.89443
	유효 N(목록별)	6				
3	값	6	-2.00	2.00	.5000	1.37840
	유효 N(목록별)	6				

표 2-12 테스트 데이터1의 검정 통계량

	값
Mann-Whitney의 U	15.000
Wilcoxon의 W	36.000
Z	-.538
근사 유의확률(양측)	.591
정확 유의확률[2*(단측 유의확률)]	.699
정확 유의확률(양측)	.758
정확 유의확률(단측)	.379
포인트 확률	.182

표 2-13 테스트 데이터2의 검정 통계량

	값
Mann-Whitney의 U	18.000
Wilcoxon의 W	39.000
Z	.000
근사 유의확률(양측)	1.000
정확 유의확률[2*(단측 유의확률)]	1.000
정확 유의확률(양측)	1.000
정확 유의확률(단측)	.682
포인트 확률	.364

표 2-14 테스트 데이터3의 검정 통계량

	값
Mann-Whitney의 U	9.000
Wilcoxon의 W	30.000
Z	-1.621
근사 유의확률(양측)	.105
정확 유의확률[2*(단측 유의확률)]	.180
정확 유의확률(양측)	.061
정확 유의확률(단측)	.030
포인트 확률	.008

통계적 분석을 통해 인공신경망을 이용하여 획득한 연조직 변화 예측값이 유효함을 확인하였으나 최대 3도의 오차가 발생하였다. 인공신경망 학습이론은 많은 경험이 쌓일수록 정확도가 상승하는 원리를 바탕으로 학습을 위한 데이터가 축적될수록 오차의 폭을 줄일 수 있을 것으로 판단된다. 또한 경조직과 연조직 계측이 출력된 측방두부계측 방사선사진상에서 수기로 이루어져 계측의 일관성이 감소하며 개별 환자에 대한 예측 결과가 실제 수술 결과와 차이를 가질 가능성이 높다. 일반 사무용 프린터를 이용하였기에 실제 영상이미지와 출력된 이미지간 오차도 정확한 결과 예측을 저해하는 요소로 작용하였을 가능성이 높다. 이를 해결하기 위해 측방두부규격 방사선사진상의 계측을 컴퓨터로 시스템화한다면 측정자의 오류 등을 최소화할 수 있을 것이다. 보다 정교한 예측을 위한 인공신경망 구조도 연구가 되어야한다. 본 연구에서는 중간층(은닉층)을 20개의 유니트로 구성된 한 개의 층으로 설정하였으나 이는 인공신경망과 관련된 다른 분야의 연구를 바탕으로 통법으로 설정한 것으로 은닉층 수와 각 은닉층을 구성하는 유니트 수 등 인공신경망 구성요소에 대한 평가가 필요하다. 이런 과정을 통해 보다 정교한 예측을 함으로써 양질의 예측결과를 도출할 수 있을 것으로 사료된다.



## 제 3 장 결 론

본 연구에서는 악교정 수술을 시행한 환자에서 수술 전과 수술 직후 측방두부규격 방사선사진을 이용하여 인공신경망을 통해 수술 후 6개월 뒤 연조직 변화를 예측하고자 하였다. 2015년부터 2016년까지 서울대학교치과병원 구강악안면외과에서 한 명의 동일한 집도의 하에 르포트씨 I형 골절단술과 BSSRO를 시행한 환자 53명을 대상으로 측방두부규격 방사선사진상 경조직, 연조직 계측값을 획득하여 인공신경망을 학습시키고 검증하였다. 학습에 이용되지 않은 임의의 데이터 세트 3개를 인공신경망에 입력하여 얻은 결과는 실제 술후 결과와 상당히 일치하는 결과를 도출하였다. 3개의 데이터 세트에 대한 오차의 평균은 각각  $0.50 \pm 1.52$ ,  $0.00 \pm 0.89$ ,  $0.50 \pm 1.38$ 이다. 기술통계를 통하여 변화예측은 실제 결과가 유사함을 확인하였으며 인공신경망의 연조직 변화 예측에 사용 가능성을 확인하였다.

본 연구에서는 술후 연조직 변화 예측을 위해 6개의 계측값을 이용하였으나 보다 정밀한 술후 안모 예측을 위해서는 가능한 많은 계측값을 동원해야 할 것이며 정확한 결과 예측을 위해서는 많은 입력값이 동반되어야 할 것이다. 측방두부규격 방사선사진은 2차원 이미지로 실제 안모의 예측은 3차원 상에 이루어져야 한다는 점을 고려하면 데이터 세트를 구성하는 유니트의 수는 기하급수적으로 증가할 것이며 늘어난 입력값과 출력값에 대응하기 위한 인공신경망의 복잡성 증가는 필연적이다. 이러한 요구에 맞는 인공신경망의 학습을 위해서는 하드웨어 요소에 요구도 증가할 것으로 예상된다. 그러나 결과에 영향을 미치는 변수간 수학적 관계를 규명할 필요가 없다는 점과 다양한 변수를 입력하더라도 스스로 학습하고 변수간의 관계를 구성하기 때문에 적절한 변수를 찾아서 입력해줄 필요가 없다는 점은 의료분야에서 술후 예측 모델 구현에 상당히 매력적인 요소로 작용한다. 또한 학습된 인공신경망은 예측 결과 도출에

소모되는 시간이 짧아 잘 갖추어진 인공신경망을 기반으로 하는 연조직 변화 예측 프로그램은 향후 진료실에서 술자의 설명과 환자의 이해에 편의를 제공할 것이다.

## 참 고 문 헌

McCarthy J, Minsky ML, Rochester N, Shannon CE. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. 1955.

김대수. 신경망 이론과 응용. 진한엠앤비. 2005

김동훈. 인공신경망 딥러닝을 활용한 기후예측 모형 개발. 한국기상학회 학술대회 논문집. p192-193. 2016.

김광희, 안성훈, 조형근. 신경망과 유전자알고리즘을 이용한 공사비예측 모델의 예측정확도 비교에 관한 연구. 대한건축학회 논문집. p111-118. 2006.

McCulloch WS, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics 5(4). p115 - 133. 1943

Park SC, Tan J, Wang X, Lederman D, Leader JK, Kim SH, Zheng B. Computer-aided detection of early interstitial lung diseases using low-dose CT images. Physics in Medicine and Biology 56(4). p.1139-1153. 2011.

박상욱, 허민석, 이삼선, 최순철, 박태운, 유동수. 편평세포암종 임파절 전이에 대한 인공 신경망 시스템의 진단능 평가. 대한치과방사선지 29(1). p140-159. 1999.

최광택. 고차원 의료 영상을 위한 실시간 인공 신경망. JKSR 10(8). p637-643. 2016.

김여갑. 악교정수술시 경조직 변화에 따른 연조직 변화에 관한 연구. 대한치과의사협회지 25(1). p83-94. 1987.

이형식, 박영철. 하악전돌증환자의 악교정수술후 안면측모 변화에 관한 두부상사선 계측학적 연구. 대한치과교정학회지 17(2). p299-309. 1987.

조병욱, 이용찬, 고백진, 최창완. 안모기형 환자의 악교정술후 연조직 변화에 대한 연구. 대구외지 17(2). p40-43. 1991.

최진호, 박형식. 한국인의 악교정수술후 상악골 이동에 따른 연조직 변화에 관한 연구. 대구외지 18(3). p31-43. 1992

이창국, 김경욱, 김명래. 하악전돌증의 악교정술시 컴퓨터를 이용한 술후 예견과 실상과의 차이에 관한 연구. 대구외지 26(4). p383-390. 2000.

Fanibunda KB. Changes in the facial profile following correction for mandibular prognathism, BJOMS 27. p217-286. 1989

Koh CH, Chew MT. Predictability of soft tissue profile changes following bimaxillary surgery in skeletal class III Chinese patients. JOMS 62(12). p1505 - 1509. 2004

Altug-Atac AT , Bolatoglu H, Memikoglu UT. Facial Soft Tissue Profile Following Bimaxillary Orthognathic Surgery. AO 78(1). p50-57. 2008.

Kolokitha OE, Chatzistavrou E. Factors Influencing the Accuracy of Cephalometric Prediction of Soft Tissue Profile Changes Following Orthognathic Surgery. JMOS 11(1). p82-90. 2012

Park JY, Kim MJ, Hwang SJ. Soft tissue profile changes after setback genioplasty in orthognathic surgery patients. JCMS 41(7). p657 - 664. 2013

## Abstract

# A Study of Soft Tissue Prediction of Lateral Facial Profile after Orthognathic Surgery using Artificial Neural Networks

Son, Woong Been

Department of Dentistry

School of Dentistry

Seoul National University

Using the artificial neural network(ANN) theory based on the capacity to compute an amount of information, this study predicted the changes in soft tissue of patients who had orthognathic surgery and verified the availability of the ANN predicting the changes on soft tissue six months after the surgery. This study was conducted for 53 patients who had had orthognathic surgery with both Le Fort I osteotomy and BSSRO(Bilateral Sagittal Split Ramus Osteotomy) in the Department of Oromaxillofacial surgery, SNUDH(Seoul National University Dental Hospital) from January, 2015 to December, 2016. Patients with severe facial asymmetry, deformity or trauma and patients who underwent re-operation were excluded from this study.

On lateral cephalometric radiography, 33 values from 17 anatomical hard tissue landmarks in use at SNUDH and 6 angles between Sella - Nasion plane and 6 lines from Nasion to Pronasale, A point, Upper Lip, Lower Lip, B point, and Pogonion respectively on soft tissue profile were used. The hard and soft tissue values from pre-operation(T0), right after the surgery(T1), and 6 months after the surgery(T2) were acquired from lateral cephalometry of all the subjects. After training the ANN with 50 data sets from 50 patients of total 53 subjects, hard and soft tissue values before surgery(T0), hard tissue values right after the surgery(T1) of the three other patients were put into the trained ANN. Then the results from the ANN were compared with real changes of soft tissue 6 months after the surgery(T2). The mean of differences between the values from the trained ANN by inputting selected three patients' data sets and actual soft tissue values half year after the surgery were  $0.50\pm 1.52$ ,  $0.00\pm 0.89$ , and  $0.50\pm 1.38$  respectively. Through the result of statistical analysis, this study proposed that the ANN is available for accurate prediction of the soft tissue change.

**keywords :** Artificial Neural Networks, orthognathic surgery, soft tissue change, lateral cephalometry, anatomical landmark  
*Student Number : 2014-23072*