工 學 碩 士 學 位 論 文

선체 곡블록 필렛 용접의 적정 용접 조건 설정 프로그램에 관한 연구

Research on program for determination of suitable welding condition for the curved block

指導教授 朴 珠 用

2000年 2月

韓國海洋大學校 大學院

造 船 工 學 科

安 大 鎬

本 論文을 安大鎬의 工學碩士 學位論文으로 認准함.

主審 : 工學博士 朴 命 圭 (印)

副審 : 工學博士 趙 孝 濟 (印)

副審 : 工學博士 朴 珠 用 (印)

2000年 2月

韓國海洋大學校 大學院

목 차

Research on program for determination of suitable welding condition for the curved block.

Dae-ho An

Dept. of Naval Architecture, Graduate School,
Korea Maritime University

Abstract

Welding is one of the main processes in a ship construction. Automation of welding is a key work to increase the productivity of the shipbuilding. Welding robots and special automatic welding machines are widely used at the assembly stage for plane block. However, these automatic machines are not used yet for the curved blocks because they contain very complex and continuously changed weld joints. To achieve the automatization of welding for the curved block, an highly intelligent automatic welding system is required. Getting the optimal welding parameters is an important part for the suitable use of this automatic system.

This research aims to do develop a computer program for determination of suitable welding condition for the curved block of a ship hull. In this paper the relationships between welding parameters such as current and voltage, current and deposition rate were investigated through literature survey, theoretical study and the welding experiments. The concept of the critical deposited area and suitable welding current for that area are introduced to get the sound bead at the various inclination of the joint. This area and the current are dependent on the joint inclination and their relationships could be determined by a lot of welding experiments and use of artificial neural network.

Suitable pass number and the other welding parameters could determined by the relationships between the critical area and the welding parameters.
Finally, an algorithm to determine suitable parameter values was developed on the basis of their investigations and realized into a pc program.

기 호 설 명

p	아크압력
μ_0	진공의 투자율
J	전극팁에서의 전류밀도
I	아크 전류
P	CO2 용접에서의 전류밀도
B	자속밀도
α, β	용접 비드와 모재가 이루는 각도, 모재의 수평 및 수직 경사각
$V_{\min}$	적정 최소 전압
$V_{\max}$	적정 최소 전압
V_D	용착속도
l_w	와이어 길이
V_S	용접속도
ρ	철의 밀도
$w(new)_{ij}$	신경세포 i, j 사이의 조절된 후 연결 가중치
$w(old)_{ij}$	신경세포 i, j 사이의 조절되기 전 연결 가중치
α	용접 비드가수직판과 이루는 각도, 학습률(0< α ≤1)
a_i	신경세포 i의 활성값
a_j	신경세포 j의 활성값
o_{pj}	입력 패턴 p에 대한 출력층의 j번째 신경세포의 실제 출력
t_j	출력층 신경세포 j에 대응하는 목적 패턴의 성분
t_{pj}	목적 패턴 p의 j번째 성분
e_i	신경세포 i의 에러

e_j	**신경세포 j의 에러**
$error_p$	**입력 패턴 p에 대한 신경망의 에러**
$ERROR$	**모든 패턴에 대한 신경망의 에러**
t_j	**목적 패턴의 출력층 신경세포 j에 대응하는 성분값**
δ_j	**출력층 신경세포 j의 델타**
δ_i	**은닉층 신경세포 i의 델타**
δ_k	**신경세포 j가 은닉층인 경우 위층 신경세포 k의 델타**
$f'(net_i)$	**은닉층 신경세포 i의 활성 함수의 미분값**
$f'(net_j)$	**출력층 신경세포 j의 활성 함수의 미분값**
w_{ij}	**신경세포 i에서 신경세포 j로 가는 연결 가중치**
w_{jk}	**신경세포 j가 은닉층인 경우 위층 신경세포 k에 달린 연결 가중치**
A_{tot}	**전용착면적**
$A_{\lim}$	**한계용착면적**

List of Figures

List of Tables

제1장 서 론

용접은 조선공정 중 작업량이 가장 많은 조립 및 탑재공정의 주된 생산공정이다. 따라서 용접공정의 자동화는 조선 생산성 향상을 결정짓는 중요한 과제의 하나로서, 우리 나라 뿐만 아니라 다른 조선 선진국의 주요 조선소에서도 심혈을 기울이고 있는 부분이다. 현재, 소조립 및 중조립의 평블록이나 패널작업은 많은 경우 조선 전용 용접로봇이나 전용 용접장치에 의해 자동화가 이루어져 있어 생산성 향상과 안정된 품질 확보에 많은 기여를 하고 있다. 그러나 선박의 선수미(船首尾)부분을 차지하고 있는 곡블록의 경우에는 부재의 형상이 복잡한 곡면을 이루고 있고, 용접될 이음부가 연속적으로 임의의 형태로 변하기 때문에 세계적인 조선선진국에서도 아직은 전적으로 수동작업에 의해 용접작업이 이루어지고 있다. 곡블록의 용접 자동화를 위해서는 우선 곡블록에 나타나는 임의의 곡면상의 용접선에 대한 복잡 다양한 움직임이 가능하도록 고안된 특수한 용접로봇 또는, 전용 용접 장치가 개발되어야 하며, 연속적으로 변하는 이음부의 형태와 용접자세 등을 정확히 감지할 수 있는 고기능의 센서를 갖추어야 한다. 이러한 용접하드웨어의 개발과 함께 시시각각 변하는 이음부의 상태에 대응하여 적절한 용접조건을 결정하여 적용할 수 있는 용접 소프트웨어의 개발도 병행이 되어야만 적정한 품질과 높은 생산성을 갖는 용접이 가능하다.

곡블록의 용접은 곡면의 상태에 따라 용접자세가 연속적으로 변화하게 되고 이에 따라 여러 용접변수들의 값이 연속적으로 조정되면서 진행되어야 하므로 매우 어려운 용접작업에 해당된다. 현재는 전적으로 숙련된 용접 작업자의 경험에 의존해서 용접변수의 조정이 이루어지고 있으며, 이 과정은 정량적으로 표현될 수가 없기 때문에 정확한 값의 설정이 요구되는 자동화된 용접에는 그대로 적용할 수 없다. 따라서 곡면의 용접선을 정확히 센싱하여 토치가 추적할 수 있는 자동 용접 시스템을 개발한다 하더라도 적절한 용접조건의 설정이 어려워 자동화로 인한 생산성과 품질의 향상을 기대하기 어렵게 된다.

상기와 같이 연속적으로 변화하는 이음부의 상태에 대응한 최적의 용접조건을 구하기 위해서는 많은 용접 실험과 용접 결과의 분석이 필요하게 된다. 하지만, 용접에 영향을 미치는 인자가 대단히 많기 때문에 이들을 모두 변화시켜가며 적절한 조건을 찾아내려면 방대한 양의 용접 실험과 분석이 필요하게 되어 많

은 경비와 시간이 소요된다. 또한 용접 이음부의 형태, 용접자세, 각장 또는 비드 형상, 용접 재료의 종류 및 와이어 직경 등에 따라 최적 용접 조건은 달라지므로, 이들 각각의 조합에 대해 구해야 할 최적 용접 조건의 수도 엄청나게 많아진다[1,2,3]. 이 모든 경우를 용접 실험에 의존해서 구한다면 엄청난 시간과 경비를 필요로 할 것이다. 따라서 용접 인자들에 대한 체계적 조사 및 기존 용접 데이터의 통계적 분석, 인공 신경망과 같은 복잡하거나 경험적이고 불명료한 정보에서부터 유용한 데이터를 추출할 수 있는 정보 처리 기술을 활용하면 실험 횟수도 획기적으로 줄일 수 있을 뿐만 아니라 정밀한 최적 용접 조건을 구할 수 있다.

본 연구는 연속적으로 다양한 용접자세와 이음부 형태를 나타내는 곡블록의 필렛 용접에 대해 로봇 또는 전자동 용접장치를 적용할 수 있도록 최적의 표준 용접 조건을 제시하는 전산 프로그램을 개발하는 데에 그 목적이 있다.

제2장 용융지에 작용하는 힘과 비드 형상과의 상관관계

2.1 용융지에 작용하는 힘

용융지(molten pool)란 용접 중 아크열에 의하여 용융된 모재 부분으로서, 오목하게 되어있는 곳을 말한다[4]. 이 용융지에는 용가재(filler metal)와 모재(base metal)가 용융, 응고되어 용접 비드를 형성하게 되며, 용접 비드는 용접 제품의 강도를 결정짓는 중요한 척도가 된다.

전극에서 방출되는 아크열은 일부는 대기(大氣) 중으로 방출되나 대부분은 아크와 맞닿은 모재로 흘러 들어가 모재를 녹여 용융지를 형성하며, 용융지 내를 이동하고, 고액경계면(固液境界面)을 통해 모재로 흐른다. 따라서 용융된 금속이 응고되기 전까지는 액상으로 남아있기 때문에 주위에서 작용하는 힘에 의해 유동이 발생하게 된다. 또한, 액상의 용융 금속의 유동은 모재에 열을 전달하는 역할을 하므로 용입과 비드 폭에 큰 영향을 미치게 된다. 이러한 용융지와 용융지 주위의 힘, 그리고 용융지의 유체거동으로 인한 비드의 형성 과정을 수학적 모델링을 통해 미분방정식을 도출하고, 해석적인 방법이나 수치 해석적인 방법이 과거부터 현재까지 많은 연구자들에 의해 시행되어 오고 있다[5,6,7,8,9,10]. 그러나 이러한 방법은 불안정한 물리현상인 아크열원에 대한 정확한 규명의 부재(不在)와 재료의 야금학적 거동 및 열적 거동에 대한 미지의 부분이 많아 실제 현상을 반영하기에는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 용융지에 유동을 일으키는 원동력인 용융지 주위의 힘에 관한 이론적 및 경험적 분석을 수행하여 그들의 특성을 우선 정성적으로 나마 이해한 후, 용접 실험의 계획수립과 실험데이터의 분석에 기초자료로 활용하였다.

용융지에 작용하는 힘으로는 아크압력, 전자력, 표면장력, 중력, 부력 등이 있으며, 그 중에서 비드 형상에 큰 영향을 미치는 것으로 아크압력, 표면장력, 중력 등을 들 수 있다. Fig. 2.1은 TIG용접에서 용융지에 작용하는 힘을 나타내고 있다[11].

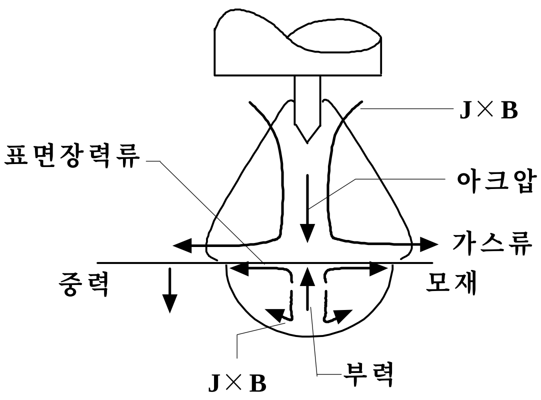


Fig. 2.1 Forces acting on the molten pool

(1) 아크압력

개념적으로 무한장(無限長)의 원주상도전성유체(圓柱狀導電性流體)에 전류가 흐를 때, 전자력의 중심 축으로 향하는 압력이 작용하게 된다. 아크 용접의 경우에도, 아크 방전부에서 흐르는 전류의 전자력에 의해 아크 중심 축 상에 아크 압력이 발생하게 되며, 특히 용입에 깊은 관계가 있다. 아크압력은 전극 선단부(先端部)의 전류와 전류밀도에 의존하며, TIG 용접의 경우는 식(2.1)과 같이 표현된다[11].

$$p = \frac{\mu_0}{4\pi} J \cdot I \qquad (2.1)$$

여기서

p : 아크압력(Pa)

μ_0 : 진공의 투자율 (4πx 10-7 H/m)

J : 전극팁에서의 전류밀도 (A/m2)

I : 아크 전류 (A)

그러나 본 연구에서 적용한 CO_2 용접의 경우에는 전극선단에 용융 방울이 매달

려서 용융지로 이행하므로, 시시각각으로 전극 팁(electrode tip)의 형상이 변화하게 되어, 전류밀도는 팁의 형상과 상관없이. 평균적으로 전류를 와이어 단면적으로 나눈 값으로 표현할 수 있다. 따라서, 전류 밀도는 식(2.2)와 같이 전류의 제곱에 비례하고, 와이어 단면적에 반비례하는 것으로 가정할 수 있다.

$$P \propto \frac{I^2}{d} \qquad (2.2)$$

여기서

P : 전류밀도(A/m2), d : 와이어 직경(mm)

(2) 전자력

전류와 전류에 의해 만들어진 자장과의 상호 작용으로 생기는 힘을 전자력이라고 한다. 전자력은 방향과 크기를 가지는 벡터이고, 단위 체적당의 힘으로 나타내며, 식(2.3)으로 표현된다[12].

$$F_m = J \times B \qquad (2.3)$$

여기서

F_m : 전자력(N/m3), J : 전류밀도(N/m2), B : 자속밀도(Wb/m2)

식(2.3)에서 전자력을 충실히 표현하려면 도체 내부에 전류가 얼마나 흐르는 가를 알아야만 한다. 그러나 용적을 포함하고 있는 전극 선단부는 기체 아크의 전류의 유출입부가 되기 때문에, 전류 경로를 합리적으로 결정하는 것은 어렵다. 게다가, 용융 금속과 플라즈마 등, 도전성 유체의 경우에는 형상이 변화하기도 쉽고, 유동이 생기기 때문에 실제 현상에 대해 적용하기는 곤란하며, 주로 가정을 위해 만든 모델에 의해 전자력의 작용이 평가된다. 전자력의 영향을 정성적으로나마 살펴보면 먼저, 아크에서 용융지로 유입된 전류는 아크 바로 아래에서는 높은 전류 밀도를 나타내고, 용융지에서 모재 쪽으로 전류밀도가 저하되면서

흐른다. 전자력은 전류의 발산방향으로 향하는 힘으로 작용하며, 이로 인해 용융 금속 내부에 전자대류가 발생한다. 전자대류에 의해 용융 금속은 아크 바로 아래의 용융지 중앙부에서 용융지 아래 방향으로 흐르다가 고액 경계면을 따라 용융지 가장자리의 윗 방향으로 흐르면서 열을 전달하게 된다. 이 전자대류는 일반적으로 표면장력에 의해 발생하는 표면장력류와 서로 반대 방향으로 흐름이 발생하여 비드 폭에 영향을 미친다.

(3) 표면장력

액체는 자유롭게 팽창할 수 없으므로 제2의 액체 또는 기체와 계면(interface)을 형성한다. 액체 속에 깊숙이 있는 분자들은 밀집하게 모여 있으므로 서로 반발한다. 그러나 표면에 있는 분자들은 덜 밀집되어 있으므로 서로 끌어당긴다. 그리고 그들과 이웃하는 분자의 수가 반밖에 되지 않으므로 이에 대한 역학적 효과로서 표면에 장력이 발생하게 된다[13]. 일반적으로 용융 금속의 표면장력은 온도에 의존하고, 온도의 차가 있는 것에 의해 용융지 표면의 각 부분에 표면장력의 차가 발생한다. 즉, 아크 직하의 융융지 중앙부의 경우에는 아크열로 인하여 온도가 높으며, 상대적으로 용융지 가장자리의 고액경계면의 경우에는 온도가 낮다. 일반적으로 표면장력은 온도에 반비례하므로, 용융지 가장자리 부분의 표면장력이 용융지 중앙부의 표면장력보다 높아 끌어당기게 된다. 그러한 이유로 인하여 용융지 표면에서는 표면장력류가 발생하게 되어 아크열을 아크 직하의 용융지 중앙부에서 가장자리 부분으로 전달하게 된다.

(4) 중력

중력의 영향으로 모재가 기울어진 경우에는 용융 금속을 바로 지지할 수 없기 때문에 용융 금속이 흘러내려 정상적인 비드 형성이 어렵게 된다. 비드의 흘러내림 현상은 용융 금속의 무게, 용접자세 및 모재의 경사각에 따라 좌우된다. 이 때 과도하게 흘러내림 현상이 동반될 경우의 비드형상은 Fig. 2.2에서 비드가 수직판에 닿는 점에서의 접선과 수직판과 이루는 각(α)이 0°보다 작게되는 언더컷(Undercut)이 생기거나 비드가 수평판과 닿는 점에서의 접선과 수평판이 이루는 각(β)이 90°보다 크게 되는 오버랩(Overlap)이 생기게 된다. 이와 같은 과도한 흘러내림 현상은 용융 금속의 무게가 무겁고, 응고속도가 늦으며, 모재의 경사각이 클 경우에 발생한다.

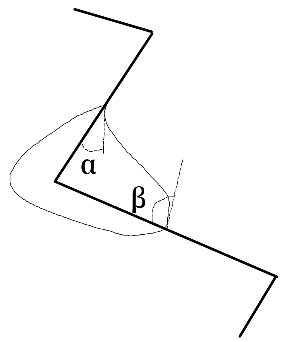


Fig. 2.2 모재와 용접 비드가 이루는 각도

여기서

α: 용접 비드가 수직판과 이루는 각도,
β: 용접 비드가 수평판과 이루는 각도

(5) 부력

용융지 내의 온도는 아크 바로 아래의 고온부에서, 용융온도의 비교적 낮은 온도인 고액경계면까지 변화하여 용융지 내의 공간적인 온도장이 형성된다. 용융 금속의 밀도는 온도가 높을수록 낮으며, 밀도가 낮은 부분의 용융 금속은 부력을 발생시켜 중력의 반대방향으로 움직이려고 한다.

2.2 비드 형상에 미치는 영향

2.1절에서 언급한 힘 중, 비드 형상에 큰 영향을 미치는 힘으로는 아크압력, 표면장력, 중력 등이 있다. 아크압력은 용입 깊이를 결정하는 중요한 인자로 아크압력이 높을수록 아크 바로 아래의 용융 금속은 주위로 밀려나게 될 것이며, 용융 금속 층은 매우 얇게 되어 고상의 모재에 아크 열이 직접 작용하게 되며, 용입은 더욱 깊어진다. 일반적으로 아크용접에 있어서 전류를 크게 하면, 용접 속도를 증가시킬 수 있으므로, 용접의 능률을 향상시킬 수 있으나, 많은 경우 아크압력의 증가로 인한 분리 비드 혹은 험핑(humping) 비드와 같은 부정 비드의 발생 때문에 가능한 용접 조건의 범위가 한정되어 있다

표면장력은 중력에 의해 흘러내리려는 용융 금속을 지지하는 힘으로 작용한다. 따라서 표면장력이 커지면 비드는 볼록한 경향을 나타내며, 중력에 의해 용융 금속이 흘러내리는 현상은 줄어들게 된다.

모재의 경사각이 클수록 모재는 용융 금속을 지지할 수 없으므로, 용융 금속에 대한 중력의 영향이 심해지며, 냉각속도의 저하로 용융 금속이 응고되지 않으면, 용융 금속은 흘러 내려 불량 비드가 형성된다. 따라서, 모재의 경사각이 클수록 급속한 용융 금속의 응고가 필요하므로 용융 금속의 양이 감소되어야 한다.

제3장 주요 용접변수의 상관관계

3.1 용접 전류와 용접 전압과의 상관관계

용접비드 형상에 영향을 미치는 변수들은 용접과 관련된 모든 변수들이라고 할 수 있다. 그 중에서 용접 전류와 용접 전압은 아크 안정성 및 와이어 용융에 관련되며, 비드 형상에 직접적인 영향을 미치는 기본 용접변수들이다. 일반적으로 용접재료 제조사는 용접 전류에 따른 용접 전압의 가용 범위인 전압의 최소치와 최대치를 일차 식으로 간략히 제시한다. 수동이나 반자동 용접의 경우에는 작업자의 경험이나 기량에 따라 그 범위 내에서 용접 작업 중 아크의 상태에 따라 적절하게 조절하는 것이 일반적이다. 그러나 많은 용접 실험에 의하면 솔리드 및 플럭스 코어드 와이어를 이용한 CO2 용접에서는 소전류 영역 및 대전류 영역에서는 용접 전류의 변화에 따른 용접 전압의 변화가 그리 크지 않으나 중전류 역에서는 비교적 크게 나타난다. 용접 전류와 용접 전압의 이러한 상관관계를 회귀분석을 통해 수식으로 표현하면 시그모이드 함수(sigmoid function)가 비교적 오차가 적고 데이터의 경향을 잘 나타내고 있음을 알 수 있다[14]. 자동용접의 경우에는 정도가 높은 설정 값이 요구되므로 본 연구에서는 조선소에서 가장 빈번히 사용되는 직경 1.4mm 플럭스 코어드 와이어를 이용한 CO2 용접에 대해 실험을 수행하여 분석해 본 결과 Fig. 3.1과 같은 영역을 얻을 수 있었으며, 이 데이터에 관한 회귀분석 결과 식(3.1), 식(3.2), 식(3.3), 식(3.4)를 얻을 수 있었다. 모재의 수직 경사각이 작을 경우(30도 이하)에는 전압의 최대치로 식(3.1)을, 최소치로 식(3.2)를 사용하는 것이 적절하였다. 그러나 수직 경사각이 클 경우에는 중력의 영향으로 인하여 비드가 용접선 방향으로 처지게 되어 과도한 오목비드가 발생하므로 식(3.3), 식(3.4)와 같이 용접 전압을 경사각이 작은 경우에서보다는 낮게 설정하여 비드의 과도한 오목현상을 줄이는 것이 바람직 한 것으로 나타났다.

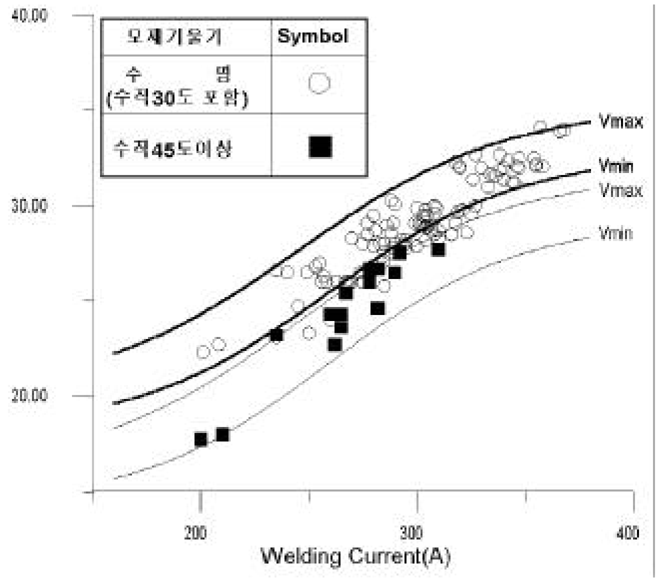


Fig. 3.1 Relationship between welding voltage and welding current

① **수직경사각** 30。 **이하에서의 최대, 최소 용접 전압과 용접 전류와의 관계**

$$V_{max} = \frac{20.01 - 35.26}{(1 + e^{(I - 244.63)/47.964})} + 35.26 \quad (3.1)$$

$$V_{min} = \frac{18.19 - 32.801}{(1 + e^{(I - 259.6)/44.816})} + 32.801 \quad (3.2)$$

② **수직경사각** 45。 **이상의 최대, 최소 용접 전압과 용접 전류와의 관계**

$$V_{max} = \frac{16.011 - 31.72}{(1 + e^{(I - 244.63)/47.964})} + 31.72 \quad (3.3)$$

$$V_{min} = \frac{14.19 - 29.30}{(1 + e^{(I - 259.6)/44.816})} + 29.30 \quad (3.4)$$

3.2 용접 전류와 용착 속도의 상관관계

용착 속도(deposition rate)**는 와이어가 용융되어 이음부에 쌓이는 속도로써 용**

접 비드의 크기 및 형상에 관련되는 인자이다. 와이어 용착량은 와이어 용융량에서 스패터로 인한 손실을 뺀 양으로 적절한 용접 조건하에서 용착 속도는 용융 속도에 비례한다. 다른 변수들이 일정할 때 용접 전류는 전극 송급 속도와 용융 속도(melting rate)와 함께 비선형적으로 변한다. 전극 송급 속도가 변하면 정전압 전원을 사용할 경우 용접 전류의 크기도 변하게 된다. 이러한 상관관계는 각 전극 직경의 크기에 따라 약간의 차이는 있으나 저전류 역에서는 비교적 선형에 가깝고, 고전류 역에서는 비선형적으로 변하며, 특히 와이어의 직경이 작고, 고전류 역에서 전류가 증가할수록 급격하게 변화한다[15]. 이것은 접촉튜브 끝의 와이어 돌출부의 저항열 때문이며 이 현상은 대략 (3.5)식과 같이 표현된다. 식(3.5)의 양변을 전류로 나누면 (3.6)식과 같이 표현할 수 있으며, 이 때 계수는 실험 데이터에 근거한 회귀 분석을 통해 구할 수 있다. Fig. 3.2는 용접 전류와 용착 속도의 실험데이터와 회귀분석을 통해 구한 함수를 그래프로 나타낸 것이다.

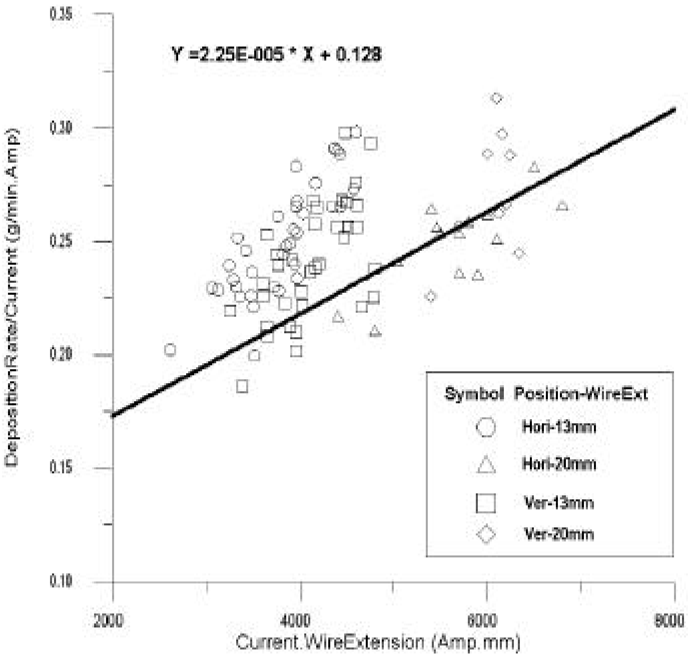


Fig. 3.2 Relationship between welding current, wire extension and deposition rate

$$V_D = b_1 \cdot I + b_2 \cdot I^2 \cdot l_w \qquad (3.5)$$

$$\frac{V_D}{I} = b_1 + b_2 \cdot I \cdot l_w \qquad (3.6)$$

여기서

V_D : 용착 속도(g/min), l_w : 와이어 길이(mm)

$b_1 = 0.128$, $b_2 = 2.25 \times 10^{-5}$

3.3 용착 면적과 용접 속도의 상관관계

용착 면적은 와이어가 용융되어 채워진 이음부의 면적을 의미하며, 이음부의 형상이 주어지면 구해진다. Fig. 3.3은 곡블록 필렛 이음부의 용착 면적을 나타내고 있다. 본 연구에서는 수직 판과 수평 판이 이루는 각도가 90。인 경우를 대상으로 실험을 실시하였다. 따라서, 단면적 A1의 경우에는 각장이 주어지면 식(3.7)로 구하며, 덧살 면적 A2는 일반적으로 A1의 10 20%로 주어지므로 본 연구에서는 20%로 가정하여 식(3.8)로 나타내었다. A3는 수직 판의 모재 두께와 갭이 주어지면 식(3.9)에 의해 구할 수 있으므로 전체 용착면적은 식(3.10)과 같이 각장 면적, 갭 면적 및 덧살 면적을 합한 결과가 된다.

식(3.10)에 의해 표현된 용착 면적은 단위 시간 당 용착량과 용접 속도로 나타내고, 단위를 일치시키면, 식(3.11)로 표현된다. 식(3.11)을 단위 시간 당 용착량으로 나타내면 식(3.5)와 같으므로 식(3.12)로 둘 수 있다. 따라서 용접 속도는 식(3.13)으로 나타낼 수 있다. 그러므로, 전류와 와이어 돌출길이가 주어지고, 요구각장 및 갭이 주어지면 식(3.13)에 의해 그 때의 용접 속도를 구할 수 있다.

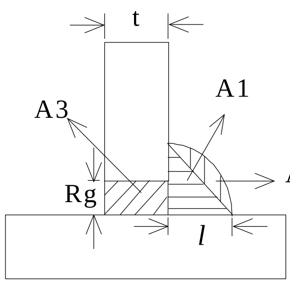


Fig. 3.3 Deposition area in fillet Joint

$$A_1 = l^2 / 2 \quad (3.7)$$

$$A_2 = 0.2 \times A_1 \quad (3.8)$$

$$A_3 = t \times R_g \quad (3.9)$$

$$A_{dep} = A_1 + A_2 + A_3 \quad (3.10)$$

$$A_{dep} = \frac{V_D \cdot 100}{V_S \cdot \rho} \ (mm^2) \quad (3.11)$$

$$V_D = \frac{A_{dep} \cdot V_S \cdot \rho}{100} = b_1 \cdot I + b_2 \cdot I^2 \cdot l_w \ (g/\min) \quad (3.12)$$

$$V_S = \frac{(b_1 \cdot I + b_2 \cdot I^2 \cdot l_w) \cdot 100}{A_{dep} \cdot \rho} \ (cm/\min) \quad (3.13)$$

단, ρ : **철의 밀도** 7.85 g/㎤

제 4장 주요 용접 변수와 비드형상의 상관관계

4.1 정성적 고찰

비드 형상에 영향을 미치는 용접 변수는 용접에 관련된 모든 인자라 할 수 있겠으나 그 중 영향을 미치는 정도가 크고 작업자에 의해 조정이 가능한 인자는 용접 전류, 용접 전압, 용접 속도, 토치의 위치 및 각도, 위빙, 이음부의 형상, 용접 자세 등이 이에 해당한다. 본 연구에서는 조선 분야에서 널리 적용되는 CO2 용접법을 적용하고, 필렛 수평 이음부에 대해 1.4 mm 플럭스 코어드 와이어를 사용한 경우를 대상으로 하였다.

용접 전류는 아크의 에너지 상태와 와이어의 저항열을 좌우하는 주인자로 비드 형상에 결정적인 영향을 미치는 인자 중의 하나이다. 용접 전류가 높아지면 비드는 전반적으로 커지게 되어 비드 폭, 덧살, 용입이 모두 커진다.

용접 전압은 용접 전류가 일정한 경우 일종의 저항 성분인 아크 길이에 의해 결정된다. 아크 길이가 증가하면 저항이 크게 되어 용접 전압도 높아진다. 용접 전압이 높아지면 모재 표면에 닿는 아크의 면적이 크게 되어 비드 폭이 커지며 상대적으로 덧살 높이는 줄어든다. 또한 모재 표면의 단위 면적 당 가해지는 에너지는 감소되므로 용입은 줄어든다. 반면에 용접 전압이 줄어들면 아크 면적이 줄어들어 비드 폭이 좁게 되고 덧살 높이는 증가되며 용입도 증가된다. 하지만 용접 전압이 너무 낮게 되면 높아진 덧살로 인해 아크 열이 모재의 밑부분으로 전달되기 어려워 용입은 다시 줄어든다.

용접 속도는 모재에 미치는 입열량을 결정짓는 주요 인자로 역시 비드 형상에 결정적인 영향을 미치는 인자이다. 속도가 높은 경우 용접선 방향으로 단위 길이 당 가해지는 입열량이 줄어들게 되어 비드 폭, 덧살, 용입이 모두 줄게 된다. 용접 속도가 줄어들면 단위 길이 당 입력이 증가하므로 비드 폭, 덧살, 용입이 모두 커진다. 하지만 지나치게 용접 속도가 낮으면 아크가 이미 넓게 형성된 용융지 위에 계속 작용하게 되어 용융 금속이 과열되고 유동성이 증가되어 옆으로 흘러 넘치게 된다. 이로 인해 비드 토우(toe)부에 오버랩이 형성되기 쉽고

모재의 루트부에 열이 전달되기 어려워 용입도 오히려 줄어든다.

위빙은 수직 상향 용접이나 후판 용접의 경우, 특히 아크 센서가 쓰이는 자동 용접의 경우는 필수적으로 적용되는 운봉 기법으로 다층 용접시 패스 수를 줄일 수 있고, 비드가 적절히 퍼지게 하여 평평한 비드 형상을 얻을 수 있게 한다. 위빙이 커짐에 따라 입열은 비드 폭 방향으로 분산되어 비드 폭은 증가되며 용융 단면은 역삼각형에서 사각형에 가까운 형태로 되어 용입은 줄어들게 된다. 수평 필렛의 경우 위빙 폭이 너무 크면 용입 부족의 결함이 생기게 된다. 위빙 폭이 줄어들면 위빙이 없는 경우에 가까운 형태로 되지만 수평 필렛의 경우 각장이 큰 경우는 용융 금속의 흘러내림으로 인해 밑으로 처진 비드가 형성된다.

갭과 모재의 경사각은 용접 현상에 관련된 변수는 아니지만 비드의 형상에 큰 영향을 미치는 인자이다. 갭이 클수록 아크열이 모재 루트부분에 도달하기 용이하고 아크압력에 의해 용융 금속이 갭쪽으로 밀려 비드는 오목한 형상이 되기 쉽다. 또한 모재의 수평 및 수직경사각이 크게 되면 중력에 의해 용융 금속이 밑으로 흘러 내려 비드의 처짐이 발생하기 쉬우며 수직판에는 언더컷이 수평판에는 오버랩이 발생하기 쉽다.

용접 변수와 용접 비드의 상관 관계는 전술한 바와 같이 정성적으로 기술이 가능하다. 그러나 이들에 대한 정량적인 상관 관계는 Masumoto[16], Kuhne[17] 등이 많은 실험 데이터의 회귀분석을 통해서 용접 변수와 용접 비드 형상과의 상관 관계를 실험식으로 제안한 바 있고 Sudnik[7]이 아크의 에너지 상태와 용융 금속의 유동을 고려한 이론적 분석을 통해 이들의 상관 관계를 표현한 바 있으나 제한된 범위 내에서만 적용 가능할 뿐만 아니라 실제 값과의 오차가 심하여 실용적으로 활용되지 못하고 있다.

4.2 용접 실험

곡블록은 곡의 상태에 따라 모재의 경사각이 변하고, 용접자세도 연속적으로 변화하게 된다. 따라서 모재의 기울기에 따른 적정 용접조건의 제시는 곡블록 용접에서 반드시 필요하다. 일반적으로 모재가 심하게 기울어 질 수록 용융 금

속은 중력의 영향으로 흘러내려 수평판에는 오버랩, 수직판에는 언더컷을 발생시켜 용접 결함을 유발하게 된다. 본 실험에서는 모재의 기울기 별 오버랩과 언더컷이 발생하지 않는 범위의 용착 면적을 한계 용착 면적으로 정의하였고, 이를 그림으로 나타내면 제 2장 Fig. 2.2의 α>0。, β<90。인 범위와 같다. 본 실험의 목적은 한계 용착 면적을 모재의 기울기별로 구하여 적정 용접조건을 제시하는데 목적을 두었다.

시편은 Fig. 4.1과 같이 두께 10mm의 일반연강 필렛이음부 시편으로, 수평판의 크기는 500×150mm, 수직판의 크기는 500×100mm이며, 수평 경사각을 α, 수직경사각을 β로 정의하였다. 용접실험은 시편을 수평경사각 0°, 15°, 30°, 45°, 60°, 수직경사각 0°, 15°, 30°, 45°, 60°, 90°로 수행하였다. 또한 시편을 수평경사각과 수직경사각을 30°- 30°, 30°- 45°, 30°- 60°, 60°- 30°, 60°- 45°, 60°- 60°로 주어 용접하여 그때의 비드의 처짐을 수평과 수직 단독으로 경사각을 준 실험 결과와 함께 조사하였다. Table. 4.1은 수평 및 수직 경사각에 대한 각 시편의 대표적 용접실험조건을 나타내고 있다.

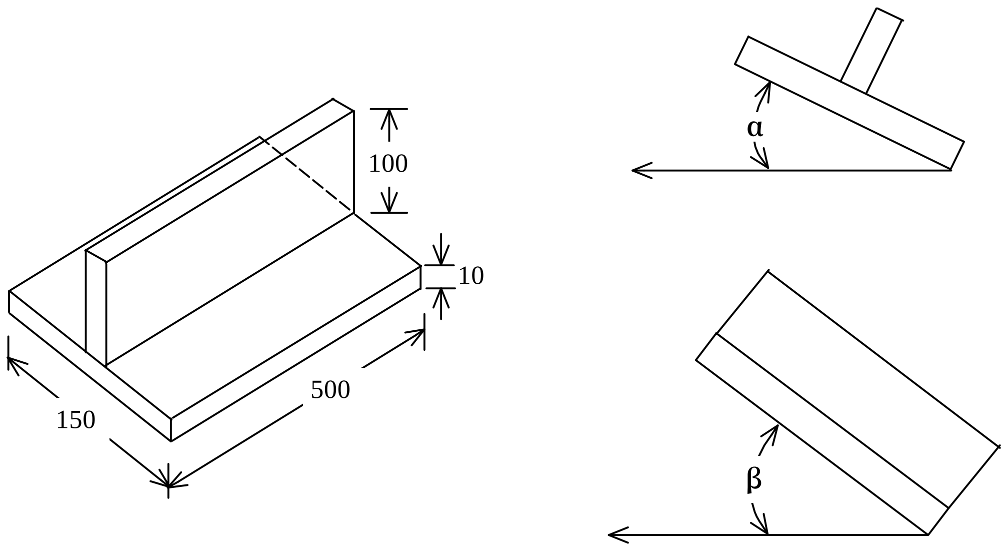


Fig. 4.1 Fig. 2.4 Detail of welding specimen

Table. 4.1 Experiment examples

1) 수평 0。, 수직 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
1	258	26.0	30	13	22.29	
2	340	31.4	60	13	16.42	

2) 수평 15。, 수직 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
3	289	29.1	30	13	26.08	
4	334	31.7	60	13	16.0	

3) 수평 30。, 수직 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
5	263	26	30	13	22.89	
6	340	32	60	13	16.5	

4) 수평 45。, 수직 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
7	269	26	30	13	23.61	
8	342	33	60	13	16.56	

5) 수평 60。, 수직 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
9	256	26	30	13	22.05	
10	323	32	60	13	15.26	

6) 수직 15。, 수평 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
11	280	27.9	31.6	13	24.96	V-Down
12	347	32	60	13	20.93	V-Down

7) 수직 30。, 수평 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
13	260	24	34.3	13	19.70	V-Down
14	285	25.2	34.3	20	27.12	V-Down

8) 수직 45。, 수평 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
15	316	26.4	70	20	15.54	V-Down
16	262	22.7	55	20	14.92	V-Down

9) 수직 60。, 수평 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
17	235	22.7	50	20	14.00	V-Down
18	200	17.7	45	20	12.34	V-Down

10) 수직 90。, 수평 0。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
19	278	26	73.4	20	12.21	V-Down
20	282	24.6	73.4	20	12.48	V-Down

11) 수평 30。, 수직 30。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
21	270	28.3	32.5	20	26.40	V-UP, 위빙
22	296	27.3	48	20	20.52	V-Down

12) 수평 30。, 수직 45。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
23	265	24.3	54.4	20	15.34	V-Down
24	310	27.7	64	20	16.51	V-Down

13) 수평 30。, 수직 60。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
25	270	26	69.5	20	12.35	V-Down
26	260	24.3	69.5	20	11.68	V-Down

14) 수평 60。, 수직 30。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
27	270	28.3	28.6	20	30.01	V-UP, 위빙
28	300	26.4	43.4	20	23.16	V-Down

15) 수평 60。, 수직 45。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
29	270	27.3	60.7	20	14.14	V-Down
30	282	26.7	60.7	20	15.09	V-Down

16) 수평 60。, 수직 60。

시편번호	전류(A)	전압(V)	용접속도 (cm/min)	와이어 돌출길이(mm)	용착면적 (mm2)	비고
31	268	26.5	69.5	20	12.21	V-Down
32	267	25.4	69.5	20	12.14	V-Down

이상의 실험에서 아래와 같은 결과를 얻었다.

① 수평경사각을 준 시편의 한계 용착 면적은 각도가 클수록 거의 선형적으로 줄어드는 경향을 보였으나 수직으로 기운 시편의 경우에는 30。까지는 큰 변화

를 보이지 않았으나 수직 45。 이상에서는 한계용착면적이 급격히 감소하였다.
② 수직 하향 용접에서는 과다한 오목비드가 발생하였으나 용접전압을 낮게 설정함으로써 오목비드의 경향을 줄일 수 있었다.
③ 모재가 수평 및 수직 경사각이 동시에 주어진 경우는 수평판측 각장이 비드의 수평방향 처짐으로 인해 수직판측 각장보다 커지는 경향을 보여 토치의 정확한 지향이 요구되었다.
⑤ 본 실험에서 구한 모재의 경사각 별 한계 용착 면적은 Fig. 4.2와 같다.

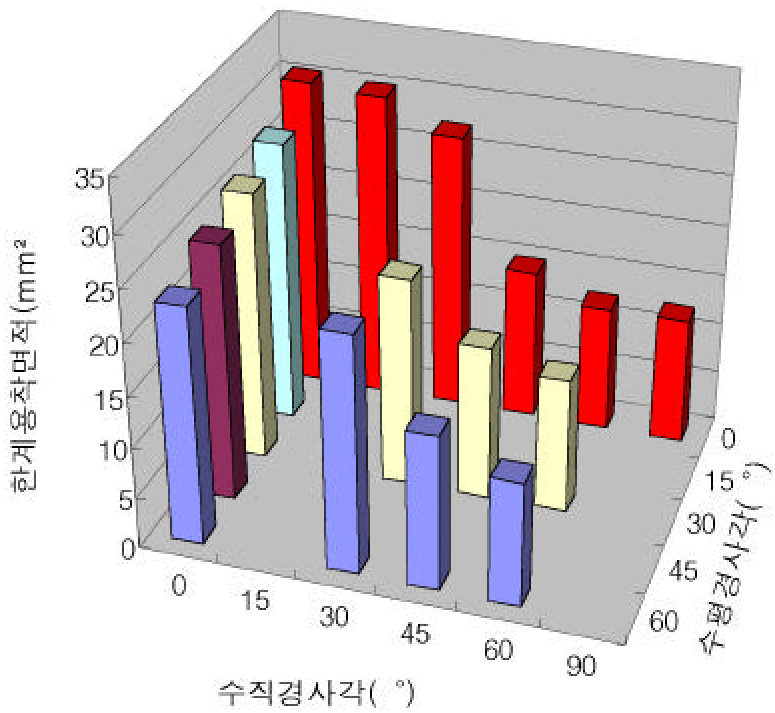


Fig. 4.2 Critical deposition area dependent on the inclination of joint

제 5장 인공 신경망 이론[18,19,20]

5.1 인공 신경망의 개요

인공 신경망은 인간을 비롯한 동물이 가지고 있는 뇌에 대한 연구 결과에 근거하여 인공적으로 지능을 만들어 보고자 하는 연구이다. 다시 말해 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포와 그것들의 연결관계를 단순화시키고, 수학적으로 모델링 함으로써 뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현해 보고자 하는 것이다. 인공 신경망은 개념적으로는 매우 단순하다. 그러나, 그 단순함에도 불구하고, 복잡한 뇌가 나타내는 여러 가지 특성들을 보여주고 있으므로 해서 인공지능을 비롯한 심리학, 생물학, 의학, 언어학, 공학 등 매우 많은 분야의 연구자들로부터 관심의 대상이 되고 있다. 특히, 사람의 뇌가 경험을 통해 학습하듯이, 주어진 입력에 대해 자신의 내부구조를 스스로 조직함으로써 학습해 나가는 능력은 신경망이 가지는 매우 독특한 특성 중의 하나이다.

뇌와 컴퓨터의 정보 처리 형태를 살펴보면, 뇌는 디지털 정보와 아날로그 정보 모두를 처리하는 반면 컴퓨터에서는 디지털 정보만을 처리한다. 또한 정보 처리에 있어서 뇌는 매우 많은 수의 단순한 신경세포들에 의한 대규모 병렬 처리가 이루어지는 반면, 컴퓨터는 매우 빠른 하나의 프로세서에 의한 순차적인 정보 처리가 이루어진다. 정보를 표현하는 방식에서도 컴퓨터는 하나의 기억 장소에 하나의 정보를 표현하는 반면, 뇌는 매우 많은 수의 표현 요소에 매우 많은 정보들이 복합적으로 표현되는 방식인 분산 표현 방식을 사용한다. 즉, 하나의 정보를 쪼개어 여러 곳에 보관하는 것과 같으며, 지식을 습득하는데 있어서 뇌의 경우 대부분의 지식은 경험을 통해 습득하고 그것을 자신의 내부 상태로 저장하는 학습 능력을 가지지만 컴퓨터의 경우 대부분의 지식은 프로그램이나 자료 형태로 사람에 의해 주어진다.

뇌는 다수의 뉴런이 서로 연결된 신경망으로 구성된다. 뉴런의 기능은 정보의 수송 및 연산 처리, 출력의 전송 기능을 가지고 있으며, 하나의 신경세포는 자신과 연결된 많은 다른 신경세포들로부터 전기, 화학적 신호들을 시냅스 (synapse)를 통해 받아들여 종합한 다음, 그 값이 역치(threshold)이상이면 신경

세포는 발화(fire)되어 다른 신경세포에 자신의 출력을 전달한다. 수상돌기(dendrite)는 다른 뉴런과 연결되어 입력 신호를 받아 연산을 수행한 후 세포체(soma)에 보내는 케이블의 역할을 하며, 세포체는 수상돌기로부터 받은 신호 및 세포체에 직접 입력되는 신호를 펄스 신호로 변환시키고, 축색돌기(axon)는 전기적으로 활성화되어 뉴런에 의해 발생되는 펄스를 다른 뉴런에 전달하는 역할을 한다. 뉴런간의 정보는 모두 시냅스를 통하여 행하여진다. 인공 신경세포는 단지 정보처리나 전달 과정이 생물학적 신경세포의 전기적 펄스나 화학 물질에서 모두 수치로 바뀌었다는 것을 제외하고는 생물학적 신경세포와 동일하다. 다른 인공 신경세포로부터 전달된 출력 값은 그것과 연결된 연결 가중치가 각각 곱해져 인공 신경세포에 전달되며, 연결 가중치가 곱해져 전달된 각각의 값들은 단순히 산술적 합산에 의해 합해져 가중 합을 구하며, 이 가중 합에 자신의 특성을 나타내는 활성 함수(activation function)[21,22]를 취한 값을 다른 인공 신경세포들로 출력하게 된다.

인공 신경망은 그것이 경험하는 환경에 따라 자신의 내적 상태를 매우 간단한 규칙에 의해 변화시킴으로써 스스로 내적 지식을 만들어 간다. 즉 신경망은 프로그램 되어지는 것이 아니고 예제를 통하여 학습을 한다. 인공 신경망의 학습법에는 다양한 형태가 개발되어 있으며, 그 중 가장 일반적인 형태가 감독 학습(supervised learning)으로 입력 패턴(input pattern)과 그에 대한 목적 패턴(target pattern)으로 이루어진다. 학습이 성공적이면 신경망은 자신이 경험했던 것들과는 다른 형태의 입력에 대해서도 적당히 반응할 수 있도록 내부적인 변수들이 조정된다. 즉 경험을 통해 축적된 내적 지식을 새로운 형태의 입력에까지 일반화시켜 적용할 수 있게 된다. 또한 신경망은 이 세상에 존재하는 여러 가지 것들로부터 공통되는 특징을 찾아 같은 특징을 갖는 것끼리 분류하는 인간의 능력과 유사한 능력도 갖고 있다.

신경망은 내부적인 표현이 네트워크의 일부 또는 전체에 걸쳐 분산되어 있어 여러 패턴들이 동시에 저장될 수 있다. 기존의 기억장치의 경우 기억장치 일부의 파손은 그곳에 기억된 자료의 완전한 손실을 가져오지만 신경망의 경우는 네트워크가 일부 파손되더라도 그 정도가 약해질 뿐 작동은 가능하다. 이것은 기존의 기억장치와 달리 기억 자료를 독점하지 않고 지식의 분산 표현 방식을 사용하고 있기 때문이다. 뇌가 처리 속도가 느린 뉴런을 이용하면서도 현재의

컴퓨터로 처리하기 힘든 패턴 인식을 짧은 시간에 수행할 수 있는 것은 이와 같은 고도의 병렬 분산성 덕분이다. 인공 신경망은 현재의 디지털 컴퓨터와는 구조와 특성 면에서 근본적으로 다르다. 현재의 컴퓨터가 정보처리 장치와 주기억 장치가 물리적으로 분리되어, 처리 방식은 한 개의 처리 요소에 의해서 순차적 처리를 하지만, 신경망은 본질적으로 다수의 모듈이 서로 영향을 주며 동시에 서로 처리를 실행하는 병렬 처리를 한다.

5.2 인공신경망의 구조와 분류

뇌가 엄청난 수의 신경세포들과 그것들의 매우 복잡한 연결들로 이루어져 있듯이, 인공 신경망은 뇌의 신경세포를 단순화시켜 수학적으로 모델링한 인공 신경세포(artificial neuron)와 그것들의 연결(connection)로 구성되어 있다. Fig. 5.1은 일반적인 신경망의 외형을 나타내고 있다. 인공 신경망의 구조를 자세히 살펴보면, 옆으로 늘어선 한 무리의 인공 신경세포가 있는데 이것을 층(layer)이라고 한다. 그리고 같은 층 내의 신경세포들은 기능적으로 같은 작업을 수행하며, 신경망의 동시 동작과 병렬동작의 기본 단위가 된다. 즉 같은 층 내에 있는 인공 세포들은 동시에 병렬 적으로 동작하게 된다. 신경망은 일반적으로 입력층(input layer), 출력층(output layer), 은닉층(hidden layer)의 세 종류의 층으로 구성된다. 입력층은 시스템의 외부로부터 입력을 받아들이는 층으로 사람의 감각기관에 존재하는 신경세포들에 해당하고, 출력층은 시스템의 외부로 출력을 내보내는 층으로 뇌의 명령을 운동기관에 전달하는 신경세포에 해당하며, 은닉층은 감각 기관들로부터 전달된 자료를 통해 반응을 결정하는 뇌에 해당한다. 한편, 하나의 층 내에 또다시 부분 부분 모여 있는 인공세포들의 모임이 있는데, 이러한 인공세포들의 모임을 면(plane)이라고 하며, 면내의 인공 신경세포들은 서로 밀접한 관계를 가지며 상호 경쟁관계의 범위가 된다.

신경망은 층의 수에 따라 단층 신경망(one layer neural network)과 다층 신경망(multi layer network)으로 분류된다. 또한 아래층의 인공 세포들과 위층의 인공세포들을 연결하는데 있어, 아래층의 모든 인공 신경세포들이 위층의 모든 인공 신경세포들과 연결된 것을 완전 연결된 신경망(fully connected network)이라고 하며, 그렇지 않은 것을 부분 연결된 신경망(partially connected network)이라고 한다. 그리고 아래쪽 층에서 위쪽 층으로 향하는 한 쪽 방향의 연결만을

가진 신경망을 비회귀 신경망(non recurrent neural network 또는 feedfoward neural network)이라고 하며, 아래쪽 층에서 위쪽 층으로 향하는 연결뿐만 아니라 위쪽 층에서 아래쪽 층으로 향하는 양쪽방향의 연결을 모두 갖는 신경망을 회기 신경망(recurrent neural network)이라고 한다.

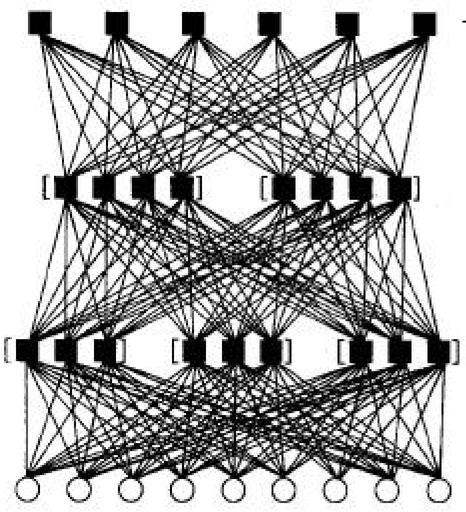


Fig. 5.1 Configuration of neural network

5.3 인공 신경망의 동작

신경세포나 인공 신경세포는 뇌와 인공 신경망에 있어서 정보처리의 기본 단위에 해당한다. 생물학적 신경세포의 일반적인 동작은 하나의 신경세포가 자신과 연결된 많은 다른 신경세포들로부터 전기, 화학적 신호들을 시냅스를 통해 받아들여 종합한 다음 종합한 그 값이 역치(threshold)라고 부르는 신경세포 고유의 한계 값보다 커지면 신경세포는 발화(fire)하고 다른 신경세포에 자신의 출력을 축색돌기를 통해 전달하게 된다. 반면 인공 신경세포의 경우는 정보처리와 전달 과정에 있어서 단지 정보처리나 전달 과정이 전기적 펄스나 화학 물질에서 수치로 바뀐 것을 제외하고는 신경세포의 동작과 동일하다. Fig. 5.2는 신경세포의 동작 과정을 보여준다. 신경세포의 동작 과정은 먼저 다른 신경세포로부터 전달된 출력값(out0, out1, ... ,outn-1)이 그것과 연결된 연결 가중치(w0n, w1n,

..., w(n-1)1)가 각각 곱해져 인공 신경세포에 전달된다. 여기서 연결 가중치는 뇌의 시냅스와 같은 역할을 하는 것으로 실수 값으로 나타내며, 인공 신경세포들 간의 정보 전달 정도를 결정하는 역할을 하며, 인공 신경망에 있어서 기억의 기본 단위이자 인공 신경망이 학습 능력을 갖게 하는 요인이다. 즉, 연결 가중치가 큰 경우 그것을 통해 전달되는 신호에는 큰 값이 곱해져 신호가 커지고, 반대로 연결 가중치가 작은 경우 그것을 통해 전달되는 신호에는 작은 값이 곱해져 신호는 작아진다. 이러한 방식으로 전달된 각각의 값들은 단순히 산술적 합산(netn = out0w0n + out1w1n + ... +out(n-1)w(n-1)n)에 의해 합해진다. 이렇게 연결 가중치가 곱해지고 더해진 값을 가중합(weighted sum)이라고 부른다. 그 다음 신경세포는 이 가중합에 자신의 특성을 나타내는 활성 함수(activation function)를 취한 값(outn = f(netn))을 다른 인공 신경세포들로 출력한다. 이때 인공 신경세포의 출력이 0보다 큰 경우 그 인공 신경세포는 활성(active)상태에 있다고 하며, 그때의 출력값을 활성값(activation value)이라고 한다.

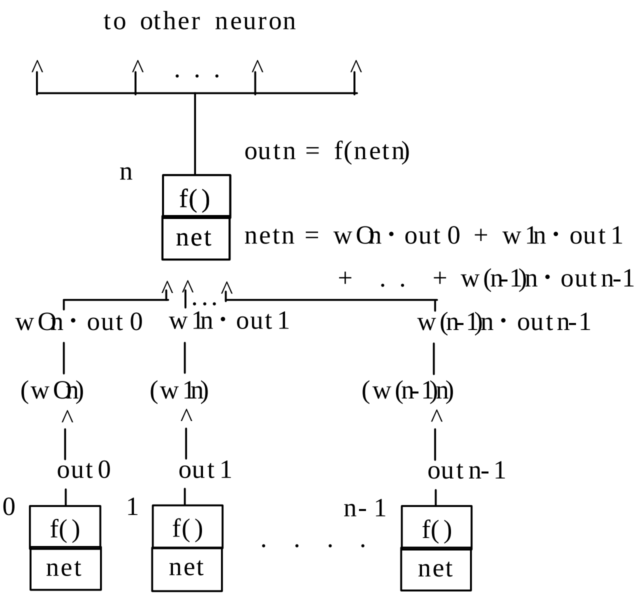
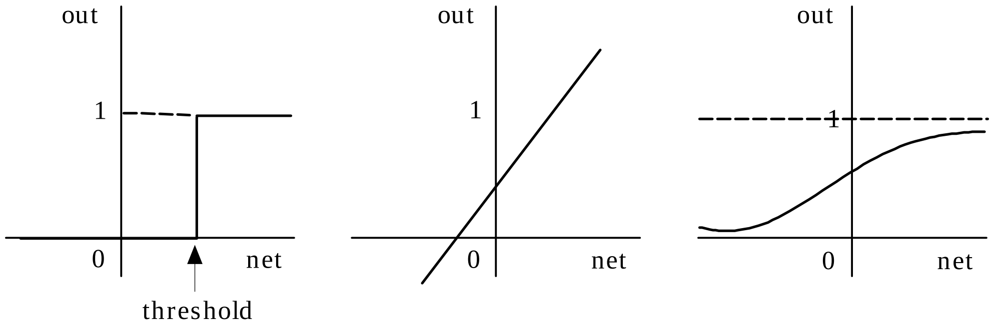


Fig. 5.2 Operative process of neuron

인공 신경세포의 정보처리 특성은 활성 함수에 의해서 결정적으로 영향을 받게 되는데 활성함수로는 역치 함수(threshold function), 선형 함수(linear function),

시그모이드 함수(sigmoid function) 등이 주로 사용된다.



out = 1, net ≥ threshold
0, net 〈 threshold

out = a・net + b
a, b : constant

out = (1/(1+e-(ax-b))
e = 2.718282

(a) Threshold function (b) Linear function (c) Sigmoid function

Fig. 5.3 Activation functions

역치 함수는 인공 신경세포에서 구해진 net 값이 역치 이상이 되면 1을 출력하고, 역치보다 작으면 0을 출력한다. 결국, 인공 신경세포의 출력은 0 또는 1이다. 선형 함수는 f(x)= ax+b와 같은 일차 식으로 인공 신경세포의 출력은 실수 전체이다. 시그모이드 함수는 인공 신경망에 사용되는 활성 함수 중 가장 널리 쓰이는 활성 함수로 f(x)=1/(1+e-(ax-b))로 표현된다. 여기서 a값은 함수의 기울기를 결정하는 상수이고, b의 값은 역치 함수에서의 역치와 같은 역할을 하는 값으로 0보다 크면 시그모이드 함수는 오른쪽으로 이동하고 0보다 작으면 왼쪽으로 이동하게 된다. 시그모이드 함수의 장점은 첫 번째, a와 b를 적절히 조절함으로써 선형 함수와 역치 함수의 특성을 모두 얻을 수 있고 , 두 번째는 다층 신경망의 구성을 위해 필수적인 비선형 활성 함수의 특성을 지니고 있어 다층의 효과를 얻을 수 있으며, 세 번째는 후술할 일반화된 델타 규칙에서 델타의 값을 구하기 위해서는 활성 함수가 미분 가능한 함수이어야 하는데, 시그모이드 함수는 미분 가능할 뿐만 아니라 미분식이 간단하다는 큰 장점이 있고, 네 번째로 함수 값의 범위가 0에서 1사이여서 신경망의 동작을 결정함에 있어 서로 비슷한 정도로 영향력을 행사함으로써 한 신경세포가 신경망 전체의 동작을 지배

하는 것을 방지할 수 있다. 이와 같은 이유에서 시그모이드 함수는 인공 신경망에 있어 신경세포의 활성 함수로 사용하기에 적절하며 특히, 일반화된 델타 규칙을 사용하는 신경망의 경우는 거의 유일한 활성 함수라 할 수 있다. Fig. 5.3 은 이상의 활성 함수들을 나타내고 있다.

5.4 인공 신경망의 학습

인간은 학습을 통하여 지능을 작게 된다. 마찬가지로 인공 신경망에 지능을 부여한다는 것은 곧, 학습을 시킨다는 것이다. 인공 신경망의 학습 과정은 신경망으로 하여금 일련의 자료들을 경험하도록 하여 신경망이 주어진 학습 규칙에 따라 스스로 자신의 연결 가중치를 조절하는 과정이다. 이를 체계적으로 분석해보면 우선 (1) 신경망의 모든 연결 가중치를 적당한 값으로 초기화한다. 이때 초기 값은 주로 1보다 작은 임의의 값이 사용된다. 그 다음 (2) 학습이나 회상시 입력층 인공 신경세포들에 주어질 입력 값들의 모임인 입력 패턴을 선정한다. 그 후에는 (3) 신경망의 입력층 인공 신경세포에 입력 패턴을 제시한다. 그리고 (4) 신경망의 신경세포들을 층별로 동작시켜 출력 패턴을 출력한다. 동작순서는 아래쪽 층에서 위쪽 층으로 이어지고, 같은 층내의 인공 신경세포들은 일반적으로 동시에 동작하며, 동작 결과로 출력층 인공 신경세포들이 출력 패턴을 출력한다. 이렇게 (5) 출력된 출력 패턴은 신경망의 출력층 인공 신경세포에 목적 패턴을 제시하여 서로 비교한다. 여기서 목적 패턴은 주어진 입력 패턴에 대해 신경망이 출력해 주기 원하는 출력 패턴을 뜻한다. 다음은 (6) 선택된 학습 규칙을 사용하여 연결 가중치를 조절하고 (7) 모든 학습 패턴(learning pattern)에 대해 입력 패턴과 목적 패턴을 다시 선택하여 (2)-(6) 과정을 반복한다. 여기서 학습 패턴은 신경망의 학습을 위해 외부로부터 주어지는 모든 패턴들에 해당된다. 마지막으로 (8) 신경망의 학습이 완료될 때까지 (7)과정을 반복한다. Fig. 5.4는 인공 신경망의 학습 과정을 나타내고 있다.

신경망의 학습 방법은 크게 감독 학습 방법(supervised learning)과 무감독 학습 방법(unsupervised learning)으로 나눌 수 있다. 감독 학습 방법은 신경망의 학습을 위해 입력 패턴과 그 입력 패턴에 대한 신경망의 출력 형태를 지시하는 목적 패턴의 쌍을 사용하는 학습으로 신경망에 입력 패턴이 주어져 신경망의

동작 결과 출력 패턴이 나왔을 때 이것을 입력 패턴과 쌍을 이루는 목적 패턴과 비교하여 출력 패턴이 목적 패턴과 같아지도록 연결 가중치들을 수정한다.

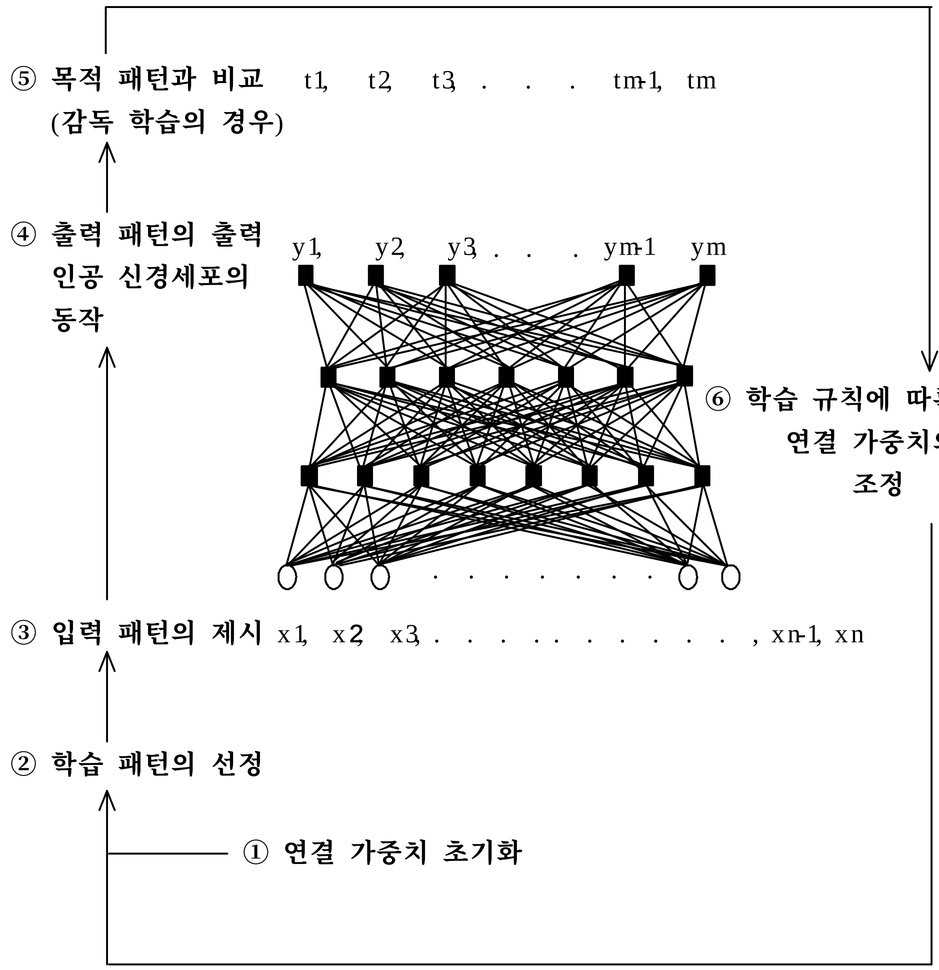


Fig. 5.4 Learning process of neural network

이러한 과정의 반복으로 결국 입력 패턴과 쌍을 이루는 목적 패턴을 출력하도록 학습되고, 이것은 신경망이 입력 패턴과 목적 패턴을 서로 연관시켜 주는 패턴 연관기(pattern associator)의 기능을 수행하는 것을 의미한다. 감독 학습 방법에는 헵의 규칙(Hebb's rule), 델타 규칙(Delta rule), 일반화된 델타 규칙(Generalized delta rule) 등이 있다. 무감독 학습 방법은 신경망의 학습에 입력

패턴만을 사용하는데 신경망에 입력 패턴이 주어지고 동작 결과로 출력 패턴이 얻어지면, 다음에 그 입력 패턴이 다시 주어질 때 똑같은 출력 패턴을 내도록 연결 가중치를 조절하는 것으로, 위 과정의 반복으로 유사한 입력 패턴에 대한 신경망의 출력 패턴은 같아지고 결국, 무감독 학습 방법으로 학습된 신경망은 주어진 입력 패턴들로부터 자기 나름대로의 특징을 찾아내어 유사한 입력 패턴끼리 분류하는 패턴 분류기(pattern classifier)의 기능을 수행한다.

이상의 학습 규칙을 좀 더 자세히 살펴보면, 먼저 최초의 신경망 학습 규칙은 1949년 헵(Donald O. Hebb)에 의해 만들어진 헵의 규칙이다. 그 내용은 "만일, 어떤 신경세포의 활성이 다른 신경세포가 활성하는데 계속적으로 공헌을 한다면, 두 신경세포간의 연결 가중치를 증가시켜주어야 한다."는 것으로 어떤 순간에 서로 연결된 두 개의 신경세포가 동시에 활성 되었다면, 연결 가중치를 증가시켜 주어야 한다는 것이다. 이를 수학식으로 나타낸 것이 식(5.1)이다.

$$w(new)_{ij} = w(old)_{ij} + \alpha a_i a_j \tag{5.1}$$

여기서

$w(new)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절된 후 연결 가중치

$w(old)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절되기 전 연결 가중치

α : 학습률($0 < \alpha \leq 1$)

a_i : 신경세포 i의 활성값

a_j : 신경세포 j의 활성값

식(5.1)에서 α는 학습률이라 하며 연결 가중치의 조절량을 결정하는 0과 1사이의 값을 갖는 상수로, 이 값이 크면 $w(old)_{ij}$에는 큰 값이 더해지므로 연결 가중치는 많이 조절되고, 이 값이 작으면 $w(old)_{ij}$에 작은 값이 더해지므로 연결 가중치는 조금 조절된다. 이러한 헵 규칙의 학습 과정은 (1) 입력층에 입력 패턴을 제시하고 (2) 신경망을 동작시키며, (3) 헵의 규칙에 따라 연결 가중치를 조

절하고 (4) 위의 (1)-(3) 과정을 모든 입력 패턴에 대해 반복한 후 (5) 마지막으로 (4)과정을 신경망이 충분히 학습될 때까지 반복하는 과정이다. 이 때 신경망이 완전히 학습이 되었는지를 판단하는 기준인 학습 정도를 정하게 되는데 일반적으로 신경망이 사용하는 학습 규칙에 의해 결정되는 오차가 우리가 원하는 수준까지 감소하는 것이 학습 기준이 된다. 감독 학습 방법을 사용하는 모든 신경망의 오차 값은 신경망의 실제 출력 패턴과 목적 패턴과의 차이에 의해 계산되는데 헵의 규칙에서 오차 계산법은 식(5.2)와 같고, 전체적인 오차는 식(5.3)과 같다. 최소한으로 오차를 낮춘 후에는 회상 과정을 통해 실제 목적 패턴과 출력 패턴을 비교함으로써 어느 정도의 학습을 하였는지 확인할 수 있다.

$$\begin{aligned} error_p &= \sqrt{(o_{p0} - t_{p0})^2 + (o_{p1} - t_{p1})^2 + \ldots + (o_{pn} - t_{pn})^2} \\ &= \sqrt{(\sum_j (o_{p,j} - t_{p,j})^2} \end{aligned} \tag{5.2}$$

$$ERROR = \sum_p error_p \tag{5.3}$$

여기서

$error_p$: 입력 패턴 p에 대한 신경망의 에러

o_{pj} : 입력 패턴 p에 대한 출력층의 j번째 신경세포의 실제 출력

t_{pj} : 목적 패턴 p의 j번째 성분

$ERROR$: 모든 패턴에 대한 신경망의 에러

헵의 규칙에 이어 두 번째 신경망 학습 규칙은 1957년 로젠블라트(Frank Rosenblatt)에 의해 만들어진 델타 규칙(delta rule)이다. 최초의 신경망인 단층 퍼셉트론(Perceptron)에 사용된 학습 규칙으로, 헵의 규칙과 마찬가지로 연결 가중치를 조절함으로써 신경망을 학습시킨다는 공통점이 있지만, 연결 가중치를 조절하는 방법에 있어서 약간의 차이가 있다. 델타 규칙의 기본 개념은 “한 신경세포의 활성이 다른 신경세포가 잘못된 출력을 내는데 영향을 주었다면, 두 신경세포간의 연결 가중치를 그것에 비례하여 조절해야 한다.”는 것으로 델타

규칙을 식으로 나타내면 식(5.4)와 같다.

$$w(new)_{ij} = w(old)_{ij} + \alpha e_j a_i \tag{5.4}$$

신경세포 j에 대한 오차는 다음과 같다.

$$e_j = t_j - a_j \tag{5.5}$$

여기서

$w(new)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절된 후 연결 가중치

$w(old)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절되기 전 연결 가중치

α : 학습률($0 < \alpha \leq 1$)

e_j : 신경세포 j의 에러

t_j : 목적 패턴의 출력층 신경세포 j에 대응하는 성분값

a_i : 신경세포 i의 활성값

a_j : 신경세포 j의 활성값

이때, 전체적인 오차는 헵의 규칙 식(5.3)과 동일하다.

일반화된 델타 규칙은 감독 학습 방법 중 가장 많이 사용되는데, 그 기본 원리는 "한 신경세포의 활성이 다른 신경세포가 잘못된 출력을 내는데 영향을 주었다면, 두 신경세포의 연결 가중치를 조절해 주어야 하며, 그 아래에 있는 신경세포들까지 조절 해주어야 한다." 이다. 다층 퍼셉트론의 구조는 Fig. 5.1에서 보여주고 있는 바와 같이 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경망으로 입력층과 출력층 사이의 중간층은 은닉층(hidden layer)이라 일컬어진다. 또한, 다층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론과 유사한 구조를 가지고 있지만, 중간층과 각 유니트의 입출력 특성을 비선형으로 함으로써 단층 퍼셉트론의 여러 가지 단점들을 극복했다. 일반화된 델타 규칙은 출력층에서 발생한 오차를 아래층으로 역전파 하기 때문에 백프로퍼게이션 알고리즘(backpropagation algorithm)이라고도 부른다. Fig 5.5는 에러 역전파 과정을 도식화한 것이다. 일반화된 델타 규칙의 오류 역전파 과정은 신경망이 동작한 후 출력층 신경세포의 에러(e5, e6, e7)가 구해지면(목적 패턴- 출력층 신경세포 활성값), 구해진 오차를 이용해서 출력층 신경세포에 대한 델타(δ5, δ6, δ7)를 구한다. 델타를 구하는 식은 식(5.6)과 같다.

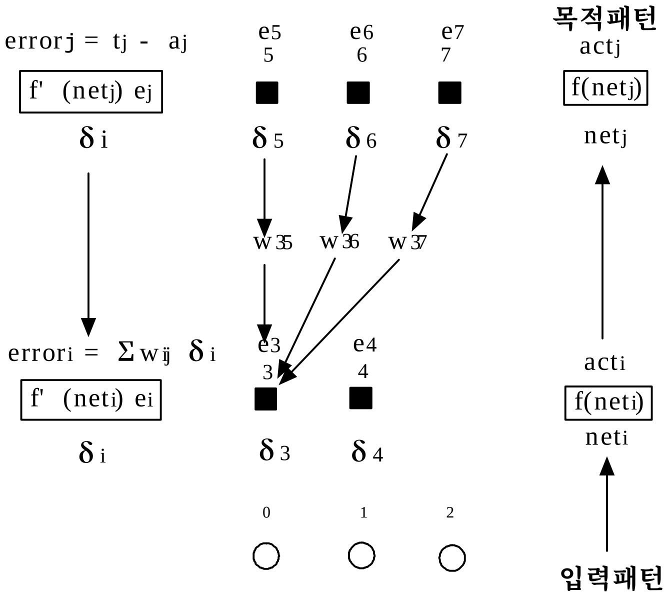


Fig. 5.5 Error backpropagation of generalized delta rule

$$\delta_j = f'(net_j)e_j = a_j(1- a_j)e_j \qquad (5.6)$$

여기서

$e_j = t_j - a_j$ ⇐ 출력층 신경세포의 경우

$$f'(net_j) = \frac{\partial f(net_j)}{\partial net_j}$$

$= a_j(1 - a_j)$ ⇐시그모이드 함수의 경우($f'(x) = x(1- x)$)

δ_j : 출력층 신경세포 j의 델타

$f'(net_j)$: 출력층 신경세포 j의 활성 함수의 미분값

e_j : 출력층 신경세포 j의 에러

t_j : 출력층 신경세포 j에 대응하는 목적 패턴의 성분

a_j : 출력층 신경세포 j의 활성값

이 때 $f'(net_j)$)는 신경세포의 활성 함수의 미분함수로 시그모이드 함수의 경우 그 값은 $f'(x) = x(1-x)$가 된다. 출력층 신경세포들의 델타가 구해지면, 구해진 델타를 아래층 신경세포들로 역전파 하는데 그 방법은 구해진 델타에 그것에 연결된 연결 가중치를 곱해 아래층 신경세포에 전달하고, 전달된 델타들이 합쳐지고, 합쳐진 값이 바로 은닉층 해당 신경세포의 에러가 된다. 은닉층 신경세포들의 에러가 구해지면 아래 식(5.7)을 사용해서 은닉층 신경세포의 델타(δ3, δ4)를 구할 수 있다.

$$\delta_i = f'(net_i)e_i = a_i(1-a_i)e_i \qquad (5.7)$$

여기서

$$e_i = \sum_j w_{ij}\delta_j \quad \Leftarrow \text{ 은닉층신경세포의경우}$$

$$f'(net_i) = \frac{\partial f(net_i)}{\partial net_i}$$

$$= a_i(1-a_i) \Leftarrow \text{시그모이드 함수의 경우}(f'(x) = x(1-x))$$

w_{ij} : 신경세포 i에서 신경세포 j로 가는 연결 가중치

δ_i : 은닉층 신경세포 i의 델타

$f'(net_i)$: 은닉층 신경세포 i의 활성 함수의 미분값

e_i : 은닉층 신경세포 i의 에러

δ_j : 출력층 신경세포 j의 델타

a_i : 은닉층 신경세포 i의 활성값

은닉층 신경세포의 경우에는 목적 패턴으로부터 직접 에러를 구할 수 없기 때문에 출력층 신경세포에서 구해진 에러를 사용한 델타를 역전파 받아서 에러로 하는 것이다. 은닉층이 하나 이상이면 입력층 바로 위층의 델타가 구해질 때까지 계속된다. 이렇게 해서 구해진 델타를 가지고 다층 신경망에서는 연결 가중치를 조절하게 된다. 식(5.8)은 다층 신경망에서의 연결 가중치를 조절하는 식을 나타낸다. 이 식에서 δj는 j의 에러로부터 구하는데 신경세포 j가 어느 층 신경세포냐 하느냐에 따라 에러를 구하는 방법이 달라진다.

$$w(new)_{ij} = w(old)_{ij} + \alpha \delta_j a_i \qquad (5.8)$$

여기서

$$\delta_j = a_j(1 - a_j)e_j$$

$e_j = t_j - a_j \Leftarrow$ 출력층 신경세포의 경우

$= \sum_k w_{j_k} \delta_k \Leftarrow$ 은닉층 신경세포의 경우

$w(new)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절된 후 연결 가중치

$w(old)_{ij}$:신경세포 i, j 사이의 조절되기 전 연결 가중치

α : 학습률($0 < \alpha \leq 1$)

δ_j : 신경세포 j의 델타

a_i : 신경세포 i의 활성값

a_j : 신경세포 j의 활성값

e_j : 신경세포 j의 에러

t_j : 신경세포 j가 출력층인 경우 해당 목적 패턴의 성분값

w_{jk} : 신경세포 j가 은닉층인 경우 위층 신경세포 k에 달린 연결 가중치

δ_k : 신경세포 j가 은닉층인 경우 위층 신경세포 k의 델타

5.5 인공 신경망의 회상

뇌나 신경망으로 하여금 일련의 자료들을 경험하게 함으로써 그들 스스로 내적 지식을 만들어 내도록 하는 과정이 학습인 반면, 학습을 통해 습득된 지식을 이용하여 주어진 입력에 대해 관련된 정보를 인출하는 과정을 회상(recall)이라고 한다. 사람의 뇌는 어떤 자극이 주어지면, 그 자극에 연관된 많은 자료들이 자동적으로 출력이 된다. 이러한 것을 연관 회상(associative recall)능력이라고 하는데, 이는 매우 적은 입력 정보로부터 그것과 연관된 매우 많은 정보들을 얻어낼 수 있는 능력이다. 이러한 것이 가능한 이유는 억제성 시냅스에 의해 이루어지는 경쟁 메커니즘(competition mechanism)때문이다. 인간의 뇌 속에서 일어나는 이러한 경쟁 메커니즘은 표면적으로 볼 때 갈등이라는 단어로 표현된다. 이러한 경쟁이나 갈등은 입력된 정보가 적을 때 더 많이 발생한다. 때문에 입력된 정보가 많을수록 경쟁은 적어지고, 보다 빨리 연관 정보가 인출된다. 또한 뇌는 그것이 학습하지 못한 내용에 대해서도 회상해 낼 수 있다. 즉, 추론이나, 예측, 상상이 가능하며 이것 역시 연관 회상 및 경쟁 메커니즘과 관련이 있다. 이상의 인간의 뇌에서 보이는 회상은 인공 신경망의 회상과 거의 일치한다고 볼 수 있다. 단, 인간의 뇌는 학습과 회상의 차이가 뚜렷하지 않은 반면, 인공 신경망의 경우는 학습과정과 회상과정이 명확하게 구분된다는 점이 다를 뿐이다.

인공 신경망의 회상과정을 단계별로 살펴보면 (1) 회상할 입력 패턴을 선정하고, (2) 신경망의 입력층 인공 신경세포에 입력패턴을 제시하며, (3) 신경망의 인공세포를 층별로 동작시켜 출력 패턴을 출력시키며, (4) 더 회상할 패턴이 있는 경우 위의 과정을 반복하며, 그렇지 않을 경우 회상을 끝내는 과정으로 이루어진다. 먼저 첫 번째 단계는 신경망으로 하여금 회상하게 할 입력 패턴을 선정하게 하는 것으로 학습의 경우와는 달리 회상의 경우에는 입력 패턴만이 사용된다. 이와 같이 회상에 사용된 입력 패턴을 시험 패턴(test pattern)이라고 하

며, 이미 학습된 입력 패턴이나 그것과는 별도로 새롭게 만들어진 입력 패턴을 사용할 수도 있다. 두 번째와 세 번째 단계는 첫 번째 단계에서 선택된 입력 패턴을 신경망의 입력층 인공 신경세포들에 제시하고, 신경망을 동작시켜 출력 패턴을 얻는 것이다. 이것은 신경망의 학습과정과 동일하며, 주어진 입력 패턴에 대한 신경망의 동작결과 출력 패턴이 얻어진다. 이 출력패턴의 분석으로 출력결과와 성능이 평가된다.

5.6 인공 신경망에 의한 용접 전류와 한계 용착 면적의 추정

본 연구에서는 모재의 임의의 수직 및 수평 경사각에 따른 용접 전류와 한계 용착 면적의 결정을 위하여 인공 신경망 시스템을 사용하였다. 본 연구에 사용된 인공 신경망의 구조는 Fig. 5.6과 같다. 입력 패턴으로는 모재의 수직 경사각과 수평경사각을 주었으며, 목적 패턴으로는 용접 전류와 한계 용착 면적을 주었다. 입력 패턴 값이 2개이고 목적 패턴 값이 2개인 단순한 인공 신경망의 구조를 나타내므로 은닉층이 1개인 경우와 은닉층이 2개인 경우를 테스트 해본 결과 양자 모두 만족할 만한 결과를 얻었으나 은닉층이 2개인 경우가 전체 에러도 줄었을 뿐만 아니라 실제 경향을 나타내는 데 더 정밀한 값을 출력하였으므로 본 연구에서는 2개의 은닉층을 갖는 인공 신경망 구조를 채택하였다.

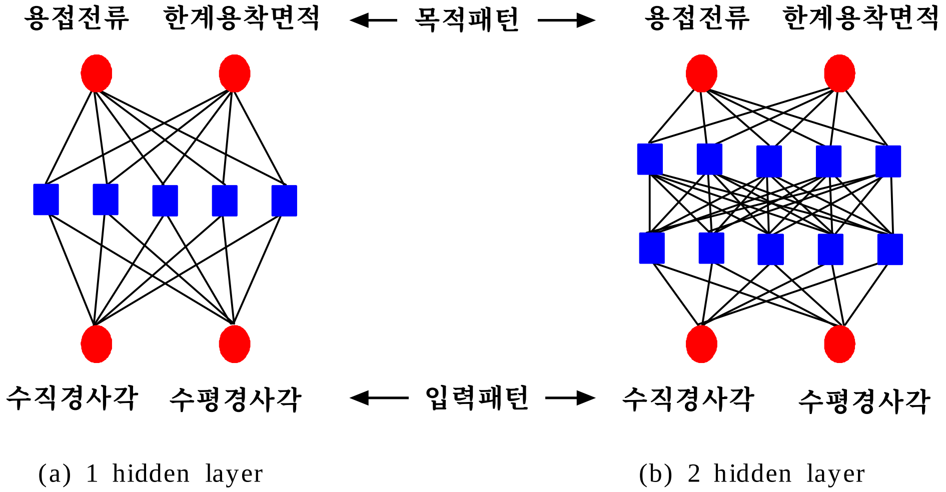


Fig. 5.6 Configuration of 2 neural network models

Table 5.1은 실험을 통해 얻은 결과를 인공 신경망의 학습을 위해 입력 패턴으로 준 값을 나타내고 있으며, Table 5.2는 학습한 결과를 이용하여 실험하지 않은 임의의 각도에 대해 인공 신경망을 통하여 얻은 값을 나타내고 있다.

Table 5.1 Input pattern and target pattern used to learn the neural networks

No.	입력패턴		목적 패턴	
	수직경사각	수평경사각	용접전류	용착면적
1	0	0	320	31.0
2	0	15	300	28.0
3	0	30	290	26.5
4	0	45	270	25.0
5	0	60	260	23.0
6	15	0	310	30.0
7	30	0	290	27.0
8	30	30	270	25.0
9	30	60	260	22.0
10	45	0	260	15.0
11	45	30	270	16.0
12	45	60	280	17.0
13	60	0	220	12.5
14	60	30	250	14.0
15	60	60	270	15.0
16	90	0	280	12.5

Table 5.2 Output pattern given by the learned neural networks

No.	수직경사각	수평경사각	용접전류	용착면적
1	15	15	305	27.5
2	15	30	290	26.0
3	15	60	260	22.5
4	30	15	285	26.0
5	30	45	256	23.3
6	45	15	261	15.7
7	45	45	285	16.0
8	60	15	216	13.4
9	60	45	270	14.7

제 6 장 용접조건 설정 프로그램

이론 분석과 실험을 통해 얻어진 용접변수와의 정성적, 정량적 상관관계와 인공 신경망 시스템을 활용하면 복잡한 곡블록의 이음부 형태에 대한 적절한 용접조건을 결정할 수 있다. 먼저 기본 입력 값으로 요구각장, 모재경사각, 루트갭, 필렛각, 와이어 돌출길이가 주어지면, 인공신경망 시스템을 적용하여 한계용착면적과 용접 전류를 구한다. 또한 주어진 입력 값으로부터 전용착면적을 구한다. 전용착면적과 한계용착량이 주어지면 두 값을 비교하여 패스 수를 결정할 수 있고, 이어서 각 패스 당 용착면적을 구한다. 각 패스당 용착면적이 주어지면, 용접전압 및 용접속도를 구한다. 이 과정은 Fig. 6.1의 흐름도에 잘 나타나 있다.

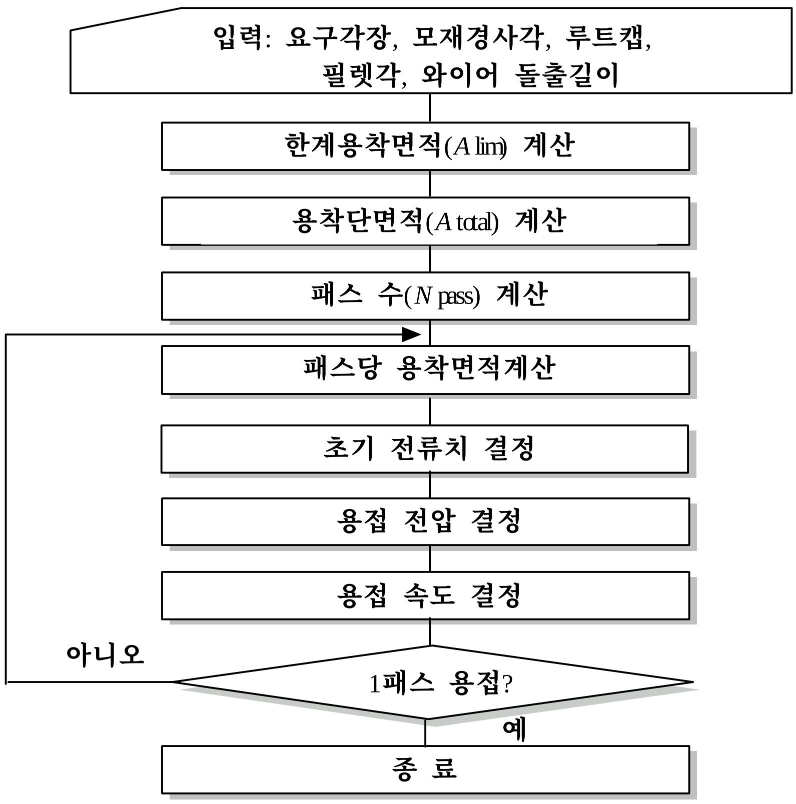


Fig. 6.1 Flowchart for determination of the suitable welding condition for the curved block.

Fig. 6.1의 과정을 통해 일단 용접초기조건이 구해지면 용접이 시행되고 연속적으로 레이저 비젼 센서로부터 이음부 형태의 변화가 입력된다. 이음부 변화 값이 입력되면, 이음부의 형상과 용접변수의 상관관계에 근거하여 용접조건을 변경하게 된다. 단, 용접변수의 수정은 용접변수의 특성상 전류가 10A 이상의 변화를 초래하지 않는 범위 내에서의 수정은 별 의미가 없으므로 이음부 형태의 변화가 어느 일정범위의 변화 값 이상이 되기 전까지는 용접변수의 수정 계산을 수행하지 않는다.

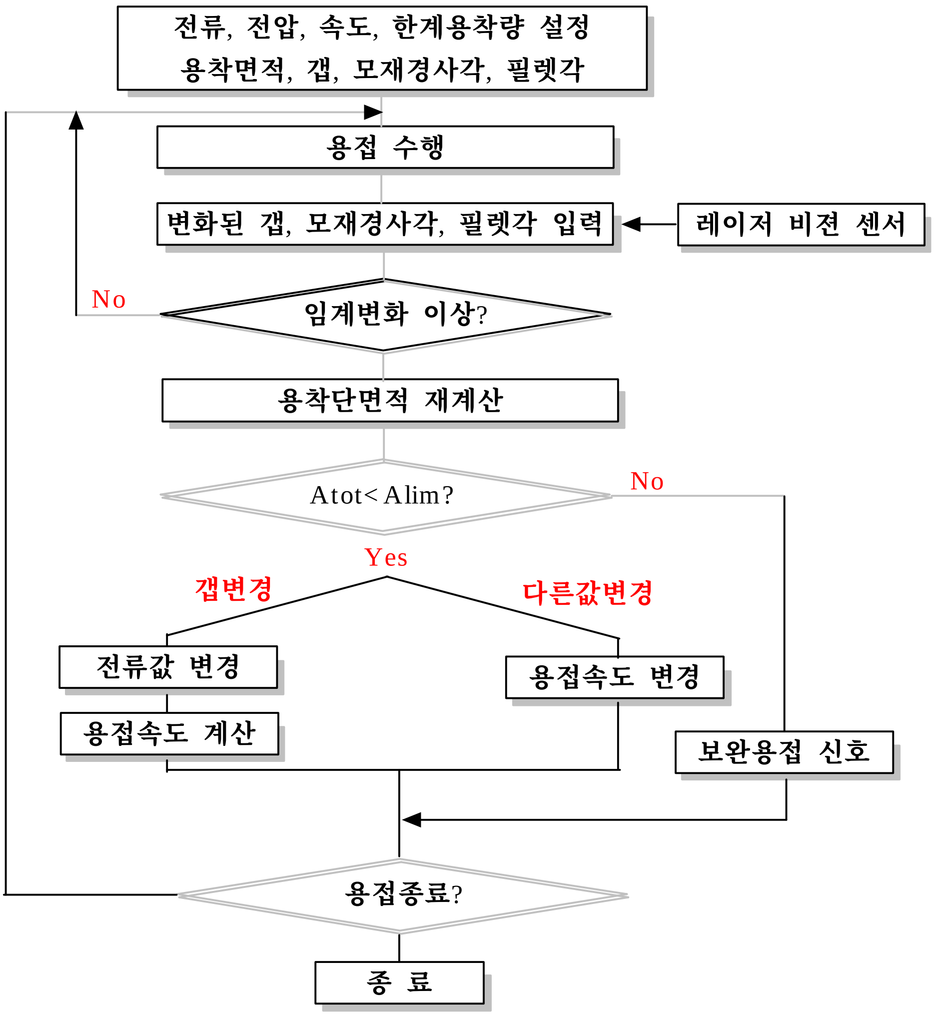


Fig. 6.2 Real time control of welding parameters

이 경우 일정 범위의 변화가 초래된 이음부 형태의 변화기준은 3mm2의 용착단면적의 변경, 1mm 이상의 갭 변경, 10° 이상의 수평 혹은 수직 경사각의 변경으로 하였다. Fig. 6.2는 이러한 과정의 흐름도를 나타낸 그림이다. 여기에서 새로이 변경된 용착단면적이 한계용착단면적보다 큰 경우는 용접조건의 변경으로는 이음부의 변경을 보완할 수 없다는 것을 의미하며 따라서 보완용접이 필요하다는 메시지를 출력하며 용접변수의 변경 없이 계속 용접을 수행한다. 갭이 변경되었을 경우는 갭의 변화가 전류에 민감한 영향을 주므로 갭의 변화에 대응한 적합한 전류 값을 다시 결정하고, 이어서 용접속도를 조정하며 갭 이외의 다른 값이 변경된 경우는 용접전류의 변화 없이 용접속도의 변경으로 보정하며, 용접을 수행하며 용접종료의 시간이 될 때까지 이 과정은 반복된다.

제 7장 결론

자동 용접은 수동 용접과는 달리 용접 작업의 시작 및 작업 중에도 정량적인 용접 변수 값이 요구된다. 또한 선체 곡블록의 경우에는 모재의 수평 및 수직 경사각이 연속적으로 변하므로, 그에 따른 용접 변수들도 상황에 맞게 바꾸어 주어야 한다. 본 연구에서는 선체 곡블록의 자동 용접에 있어서 요구 각장, 모재의 경사각, 루트 갭, 와이어 돌출 길이 등의 초기 입력 값을 통하여, 용접 전류, 용접 전압 및 용접 속도 등의 적정 용접 조건을 얻기 위해 인공 신경망 시스템을 이용하였다.

이상의 연구를 통하여 얻은 결과는 다음과 같다.

(1) 모재가 수평 또는 수직으로 경사진 경우 언더컷과 오버랩이 발생하지 않는 한계 용착 면적이 존재함을 알 수 있었다.

(2) 실험과 인공 신경망 시스템을 적용하여 임의의 모재 경사에 대한 적정 용접 전류와 한계 용착 면적을 구할 수 있었다.

(3) 입력 패턴 값이 2개이고 목적 패턴 값이 2개인 단순한 인공 신경망의 구조를 나타내므로 은닉층이 1개인 경우와 은닉층이 2개인 경우를 테스트 해 본 결과 양자 모두 만족할 만한 결과를 얻었으나 은닉층이 2개인 경우가 전체 에러도 줄었을 뿐만 아니라 실제 경향을 나타내는 데 더 정밀한 값을 출력하였으므로 본 연구에서는 2개의 은닉층을 갖는 인공 신경망을 채택하였다.

(3) 한계 용착 면적은 모재의 경사각 30° 까지는 수직보다는 수평 경사각에 영향을, 30° 이후에는 수평보다는 수직 경사각에 더 큰 영향을 받음이 밝혀졌다.

(4) 한계 용착 면적의 결정에 의해 패스 수, 각 패스 당 용접 전류, 용접 전압, 용접 속도를 설정 할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] R. L. O'Brien, "Welding Handbook", Americal Welding Society, Vol. 2, pp 157-233

[2] **金銀錫**, "**熔接技術**", **일진사** 1991

[3] **尹斗銀**, "**特殊熔接工學**", **성안당** 1991

[4] **金教斗**, "**最新용접핸드북**", **大光書林** 1998 , pp 17

[5] K. Nishiguchi, T. Ohji and H. Matsui, "Fundamental Researchse on Bead Formation in Overlaying and Fillet Welding Processes", Japan Welding Society 45, No.1, 1976, pp 82-87

[6] T.Zacharia, S. A. David, J. M. Viet, "Modeling the effect of surface active elements on weld pool fluid flow, heat transfer and geometry", International trends in Welding Science and Technology, ASM Proc. of the 2nd Int. Conf. on Trends in Welding Research, Gatlinburg, Tennessee, USA, 1989, pp 25-30

[7] W. A. Sudnik, "Untersuchung von Schmelzschweiβtechnologien anhand physikalischer mathematischer Modelle", Schweiβen und Schneiden 43, No. 10, 1991, pp 588-590

[8] A. Matsunawa, "Modeling of Heat and Fluid Flow in Arc Welding", International Trends in Welding Science and Technology, ASM Proc. of the 3rd Int. Conf. on Trends in Welding Research, Gatlinburg, Tennessee, USA, 1992, pp 3-16

[9] **西口公之**, **黄地尙義**, **竹林博明**, "**アーク溶接の溶融池現象に關する界面張力論**

的解析(第1報)" 日本溶接學會誌, 第48卷, 第10 , 1979

[10] 西口公之, 黃地尙義, 古賀宏志, "ア-ク溶接の溶融池現象に關する界面張力論的解析(第2報)" 日本溶接學會誌, 第50卷, 第5 , 1981

[11] 社 法人 溶接學會, "溶接プロセスの物理" 溶接ア-ク物理研究委員會, 1996, pp 130, pp 48

[12] International Institute of Welding, "The physics of welding" 1984, pp 54

[13] Rolf H. Sabersky, Allan J. Acosta, Edward G. Hauptmann, "FLUID FLOW", Maxwellmachillan, 1992, pp 9-11

[14] A. Lesnewich, "Control of melting rate and metal transfer in gas shielded metal arc welding", Welding Journal 37(9), 1985, pp 343-418

[15] American Welding Society, "Welding Handbook", 1991 pp116-123

[16] I. Masumoto, T. Shinoda, J. Takano, "Program for CO2 Horizontal Fillet Welding Parameters", Japan Welding Society 48, No.11, 1979, pp 23-27

[17] A. Kuhne, "Ein Beitrag zur Steuerung und Regelung des automatisierten Schutzgasschweiβprozesses und zur Anpassung der Schweiβparameter an die jeweilige Fugengeometrie", Dissertation RWTH Aachen

[18] 이상원, "학습하는 기계 신경망", Ohm사, 1993

[19] 박현철, "인공신경망을 이용한 용접 비드 형상 예측에 관한 연구", 한국해양대학교 대학원 선박공학과, 1997, pp 4-15

[20] J.Y.Park, S.H.Kim, "Expert System for Recommendation of Optimal Welding Parameter for CO2-Robotic Arc Welding in Shipbuilding",

Taiwan International Welding Conference on Technology Advancements and New Industrial Applications in Welding, 1998

[21] **金大洙**, "**신경망 이론과 응용 I** ", **하이테크 정보**, 1992

[22] **金大洙**, "**신경망 이론과 응용 II**", **하이테크 정보**, 1993