

研 究 論 文

大韓熔接學會誌
 第11卷第2號 1993年6月
 Journal of the Korean
 Welding Society
 Vol. 11. No. 2, Jun., 1993

인공신경회로망을 이용한 저항 점용접의 품질감시

임태균* · 조형석* · 장희석**

The Use of Artificial Neural Networks in the Monitoring of Spot Weld Quality

T. G. Lim*, H. S. Cho*, H. S. Chang**

Key Words : Resistance Spot Welding(抵抗 點熔接), Weld Quality(熔接質), Nugget Size(熔融部 크기), Electrode Movement(電極分離現象), Initial Slope of Electrode movement(電極分離 初期 變化率), Maximum Electrode Movement(電極分離 最大置), Final Slope of Electrode Movement(電極分離 後期 變化率), Artificial Neural Networks(人工神經回路網), Estimation of Nugget Size(熔融部 推定)

Abstract

The estimation of nugget sizes was attempted by utilizing the artificial neural networks method. Artificial neural networks is a highly simplified model of the biological nervous system. Artificial neural networks is composed of a large number of elemental processors connected like biological neurons. Although the elemental processors have only simple computation functions, because they are connected massively, they can describe any complex functional relationship between an input-output pair in an autonomous manner. The electrode head movement signal, which is a good indicator of the thermophysical phenomenon of the resistance spot weld, was sampled during welding and the corresponding nugget size was determined by measuring the each test specimen. The sampled electrode movement data and the corresponding nugget sizes were fed into the artificial neural networks as input-output pairs to train the networks. In the training phase for the networks, the artificial neural networks constructs a functional relationship between the input-output pairs autonomously by adjusting

*정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

**정회원, 명지대학교 기계공학과

the set of weights. In the production(estimation) phase when new inputs are sampled and presented, the artificial neural networks produces appropriate outputs(the estimates of the nugget size) based upon the transfer characteristics learned during the training mode.

Experimental verification of the proposed estimation method using artificial neural networks was done by actual destructive testing of welds. The predicted result by the artificial neural networks were found to be in a good agreement with the actual nugget size. The results are quite promising in that the real-time estimation of the invisible nugget size can be achieved by analyzing the process variable without any conventional destructive testing of welds.

1. 序 論

抵抗點熔接(resistance spot welding)은 1877년 Elihu Thomson에 의해 發明된 熔接工程으로 두 金屬版을 電極 사이에 놓고 壓力을 가하면서 0.3초 内外의 짧은 時間에 수천 암페어의 큰 電流를 흘려서 이 電流가 金屬版 사이의 接觸抵抗으로 주울(Joule)熱을 發生시켜 熔融部가 形成되도록 하는 電氣 抵抗熔接의 一種이다. 一般적으로 抵抗點熔接에서는 熔接의 結果를 평가하는 基準이 되는 熔

接質을 引長-剪斷 強度(tensile-shear strength)와 비례하는 熔融部의 크기로 나타낸다. 抵抗點熔接은 짧은 時間에 일어나는 熔接電流, 電壓, 電極 加壓力, 熔接材料의 表面狀能 및 電極 摩耗狀能 등의 각 熔接變數들의 微細한 變化에 敏感하게 反應하며 進行되므로 同一하게 設定된 熔接條件下에서도 均一한 熔接質을 保障하기는 어렵다 그럼에도 現在까지 産業現場에서 抵抗點熔接이 널리 使用되는 이유는 熔接時間이 매우 짧으므로 生産性이 높고 加熱範圍가 좁아 熱影響部(HAZ)가 작고 殘留應力과 變形도 작기 때문이다. 그림 1에 抵抗點熔接의 簡略圖와 電極의 形象이 圖示되어 있다.

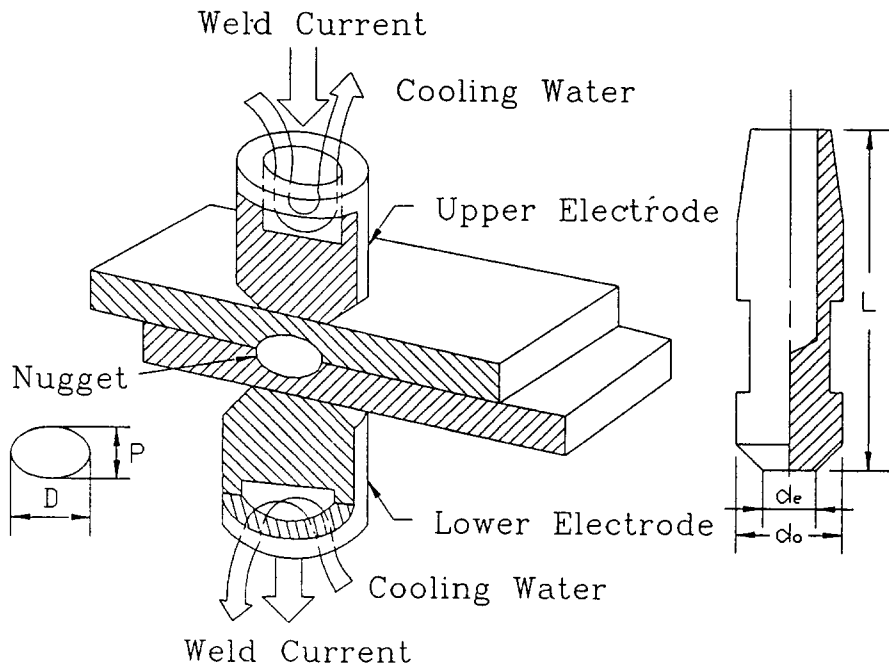


Fig. 1 Schematic diagram of spot welding system and electrode geometry.

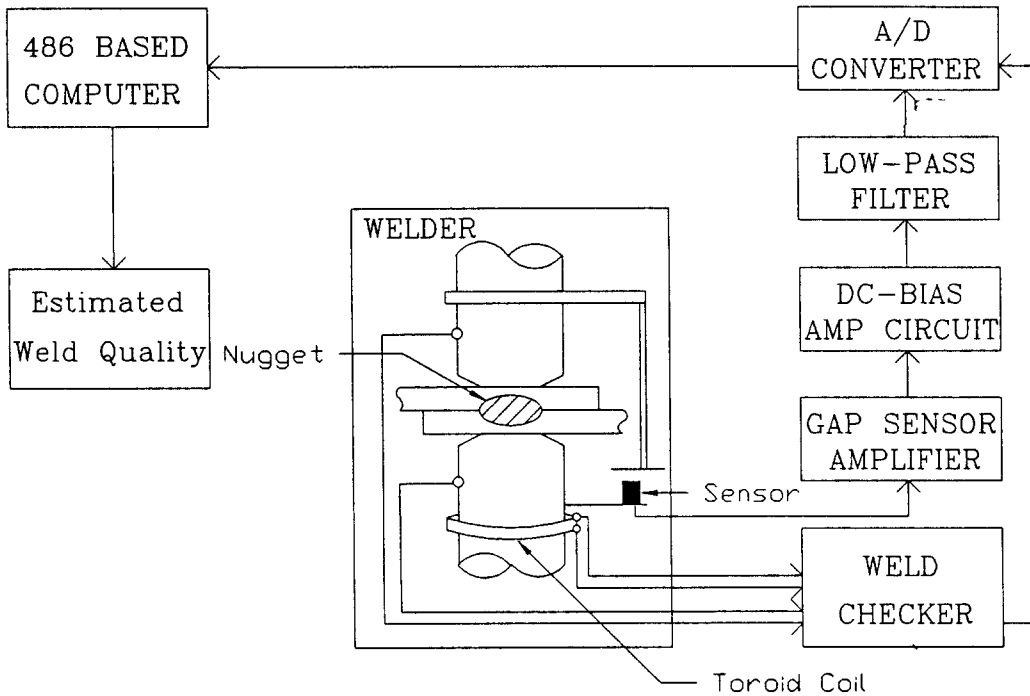


Fig. 2 Block diagram of monitoring system for resistance spot welding.

熔接質을 檢査하기 위하여서는 熔接部를 切斷하여 熔融部의 金屬組織을 觀察, 測定하는것이 不可避하다. 그러나 이러한 破壞檢査 力法은 檢査對象이 標本抽出된 것이므로(sample base) 檢査에 限界性이 있기에 熔融部의 形成過程을 定性的(qualitatively)으로 잘 나타내어주는 熔接變數들의 考察을 통해 熔接狀態를 把握하는 것이 一般의인 傾向이다.

Gedeon et al의 研究¹⁾에서는 熔接 工程中에 測定되는 熔接材料의 接觸面에서의 接觸抵抗 變化(dynamic resistance; 動抵抗) 및 熔融部의 熱膨脹에 의한 電極分離現象(electrode movement) 등이 代表的인 工程 監視變數(processing monitoring parameter)로 報告되고 있다. 또 welding institute의 研究²⁾에서는 熔接中 測定되는 熔接部位의 溫度를 工程變數로 使用하였다. 그러나 熔融部의 溫度를 測定하는 力法은 不可能한 것은 아니나 經濟性이 없고, 現場에서의 適用에 問題가 있다. 따라서 熔接電流 및 電壓의 情報를 包含하는 動抵抗 및 熔接 시스템內의 熱物理的 現象을 나타내주는 電極分離現象을 工程監視變數(process monitoring variable)로 活用함이 바람직하다. 實際로 動抵抗은 熔接이

進行되는 동안 變化하는 接觸抵抗으로 電流의 흐름에 따른 熔融部 形成 및 成長에 대한 熱物理的 現象들을 잘 說明해주기 때문에 많은 抵抗 點熔接 測定 및 制御 시스템에 使用되어왔다^{1-3,6,7)}. 특히 動抵抗의 最大値에서 最終値를 뺀 動抵抗 落差(resistance drop)는 熔融部의 크기와 良好한 相關度를 가지는 것으로 밝혀졌고^{1,3)}, 이를 基礎로 한 熔融部 推定 技法으로 抵抗 點熔接 制御 시스템을 構成한 研究도 報告되고 있다³⁾. 특히 Chang의 研究³⁾에서는 動抵抗(dynamic resistance)을 그 逆數인 conductance 形態로 表現하여 熔融部 形成課程을 나타내었으나 이는 制限된 範圍內에서만 成立하는 것을 보였다. 또 Gould의 研究⁴⁾에서는 有限次分法(FDM)을 使用하여 熔融部의 形成過程을 解析하여 보았으나 實際로 이는 熔接時 熔接時間(cycle) 增加에 따른 接觸抵抗의 變化舉動 및 熔融部 擴散에 의한 母材의 塑性變形등의 modeling이 不可能하기 때문에 이의 正確한 計算은 不可能하다. Rokhlin and Adler⁵⁾의 研究에서는 超音波를 利用하여 熔融部 推定을 始道하였으나 超音波의 漏出을 防止하기 위하여 熔接된 試片 주위에 均一한 水幕이 形成되도록

氣幕(air gap)이 없게 담그어져 있어야 하는데 大量生産이 遂行되는 實際 熔接工程에서는 現實的으로 適用이 困難하다. Owus-Ofori와 Wu⁶⁾의 研究에서는 熔接部の 接觸抵抗이 電壓의 周波數(frequency)와 關係가 있다는 假定下에서 이를 檢證하여 電極 兩端의 電壓波形을 時系列(time series)로 모델링하여 fitting된 時系列의 파라메터(parameter)로부터 熔融部の 直徑(diameter)을 推定하는 數學的인 모델을 定量的으로(quantitatively) 提示했지만 時系列로 推定된 電壓과형을 모델링하는 過程에서 實時間으로 適用될 수 없다. Cho와 Cho⁷⁾의 研究에서는 여러가지 熔接試片의 두께에 대한 電極 兩端에서 推定된 電氣的 conductance(電氣抵抗의 逆數)와 熔融部の 반지름 사이의 相互關係에 관한 考察에서 熔融이 始作된 後 熔融部の 成長이 컨덕턴스 變化와 良好한 相關關係를 가진다는데서 着眼한 것이지만 熔融部 크기의 變化가 熔接 cycle 後半部에서 全體抵抗에 部分的인 影響만을 미치는 것으로 알려져 있고 熔接材料가 계속해서 加熱되면 bulk 抵抗 또한 增加하며 이것이 全體抵抗값에 影響을 미친다. 따라서 이러한 bulk 抵抗 變化를 考慮하여 熔融部 成長을 推定하는 經驗式이 提示된 結果³⁾ 向上된 推定技法으로 判斷되었으나 熔接 cycle 後半部の 熔融部 周圍의 塑性域(plastic region)에서 電極加壓力 때문에 發生하는 塑性變形에 基因한 接觸面積의 增加에 대한 解析이 隨伴되지 못하여 滿足할만한 結果를 얻을 수 없었다.

電極分離現象을 工程監視 變數로 應用한 研究는 Waller 등의 研究¹²⁾에서 電極分離現象의 測定技法을 發表한 以後 活潑히 進行되어왔다. Kuchar¹³⁾등은 有限要素法(FEM)을 使用하여 stainless steel의 抵抗 點熔接時 電極分離現象과 熔接部 크기사이의 關係를 모델링하여 closed-loop 制御시스템을 構成한 研究를 報告하였다. Wood et al의 研究¹⁴⁾에서는 電極分離信號의 波形을 熔接 初期의 電極分離 變化率(ds/dt ; initial slope)과 電極分離의 最大值(S_{max}) 및 熔接 後半期의 電極分離變化率(ds/dt ; final slope)의 세가지 파라메터로 區分하여 熔融部 크기와 關係를 非線形 最少 自乘法(nonlinear least square fit)를 導入하여 推定하고, 이를 3相 抵抗 點熔接機의 closed-loop 制御 시스템의 開發에 活用할 수 있음을 報告한 바 있다. 그러나 위의 研究에서는 具體的인 推定技法이나 그 結果 및 推定誤差에 대한 言及은 없다. Chang et al의 研究^{15, 16)}에서는 電極磨耗現象을

熔接途中 測定되는 電極分離信號의 波形變化로 感知하여 電極磨耗를 實時間으로 補償할 수 있는 抵抗 點熔接機의 PI 制御機를 設計한 研究 結果를 報告한 바 있다. 또다른 研究¹⁷⁾에서는 電極分離信號를 時間에 대한 여러 函數의 組合으로 數學的인 모델을 設定하였고 실제 얻어지는 電極分離信號의 波形을 모델로 表現할 수 있도록 모델의 파라메터를 非線形 最少 自乘法를 利用하여 調整하였고, 각 波形에 該當하는 設定된 파라메터의 組合이 熔融部 크기와 一對一 對應關係를 가짐을 利用한 熔融部 推定技法을 開發, 이를 熔接工程의 學習制御에 應用한 研究結果가 報告되었다. 이 研究에서는 모델의 파라메터 중 S(電極分離信號)의 波形變化에 대한 變化率이 심한 두가지 파라메터와 熔融部와의 關係를 圖表化하여 table look-up 방식에 의한 實時間 熔融部推定技法을 提案하였다. 그러나 以上の 技法은 同一한 試片두께에서의 限定된 熔接條件에서만 成立하는 電極分離信號와 熔融部 크기사이의 關係式이 使用되어 熔接質 推定の 汎用性이 缺如된 問題點이 있다.

以上에서 살펴본바와 같이 熔融部 成長의 舉動을 單純한 數學的인 모델이나 實驗 데이터에 根據한 經驗式등으로 把握하기에는 熔接工程 變數들이 複雜한 熱物理的(thermophysical) 現象을 隨伴하며 非線形的으로 聯關되어 있어 限界性이 있다는 結論을 내릴 수 있다. 이러한 研究結果는 지금까지 非線形的인 熔接 시스템의 動特性(system dynamics)에서 基因한 現象이며 이를 克服하기 위해서는 보다 效率的인 方法으로 위의 工程變數들과 熔接質 사이의 函數關係를 mapping할 수 있는 技法이 要求된다. 따라서 本 研究에서는 最近 廣範圍하게 活用되고 있는 人工神經回路網(artificial neural networks)을 利用하여 代表的인 熔接 工程變數인 電極分離現象(electrode head movement)과 熔接質 사이의 非線形 函數關係를 mapping하여 熔接質(熔融部の 크기)을 推定하였다.

本 研究의 結果는 實際 産業現場에서 不良熔接의 結果를 熔接直後 感知할 수 있는 品質監視 시스템에 應用이 可能하다. 그리고 各種 車輛構造物의 熔接時 現在는 높은 信賴도를 가지는 監視 시스템이 未備한 狀態이므로 이를 實際設計에서 要求되는 熔接 打點數 보다 相當히 增加시켜 熔接하는 것으로 報償하고 있다. 따라서 本 研究結果는 實際 工程에서의 熔接 打點數를 熔接設計 結果의 最適에 가까운 水

準으로 減少시키는데 큰 寄與를 하리라 보며, 이는 信賴度의 向上과 더불어 産業性 向上에도 이바지 할 것으로 期待된다. 나아가서 本 研究의 結果는 現在까지 提示된었던 限定된 單圈內에서만 成立하는 熔融部 크기 推定技法을 바탕으로 한 熔融質 制御 시스템 보다 進歩된 制御 시스템의 開發에 應用할 수 있으며, 그 結果는 現在 産業現場에서 높은 信賴度를 要求하는 薄板이음 工程(sheet metal joining process)에서 주로 使用되는 리벳이음이 低價이면서도 産業性이 높은 抵抗 點熔接으로 代置가 可能하여지는 波及效果도 期待된다.

2. 電極分離信號의 波形變化에 反影된 熔融部の 成長過程

抵抗 點熔接時 熔融部の 熱膨脹은 熔接 시스템의 熱物理的 現象을 잘 反影해 주는 一般的으로 많이 使用되는 파라메터이며 이는 非接觸 變位 測定器인 gap sensor를 使用하여 電極分離現象의 波形을 測

定함으로써 알 수 있다. 電極分離現象은 抵抗 點熔接時 熔接電流가 흐르기 시작하면 두 金屬板사이의 接觸抵抗에 의해 생긴 熱로 인하여 金屬板이 熱膨脹을 일으키고 그로 인하여 電極이 서로 벌어지도록 힘을 받아 멀어지는 現象이다. 熔接이 進行되면서 熔融部가 形成되기 始作하면 熔融部 周圍의 組織은 熱影響을 받아 軟化되며 이때부터는 軟化된 組織이 電極加壓力을 이기지 못하고 塑性變形이 發生하여 멀어졌던 電極이 다시 가까워진다. 이러한 熔接途中的 電極의 움직임을 檢出한것이 電極分離信號의 波形이다. 熔接初期의 電極分離信號는 熔接 熱入力에 比例하고 全體의인 波形的 測定은 電極分離信號의 抵抗 點熔接途中 發生하는 試片의 熱膨脹, 熔融, 塑性變形等の 熱物理的 現象(thermophysical phenomena)을 效果的으로 間接測定할 수 있는 方法이다. 實際 熔接工程에서 外亂(disturbance)의 效果로 解析될 수 있는 熔接電壓의 變動, 電極 加壓力의 變動, 電極의 磨耗, 分流效果(shunt effect) 등의 現象은 熔融部로 흐르는 有效電流의 變動을 惹起시켜 熔接質을 低下시켜며, 電極分離信號의 波形變

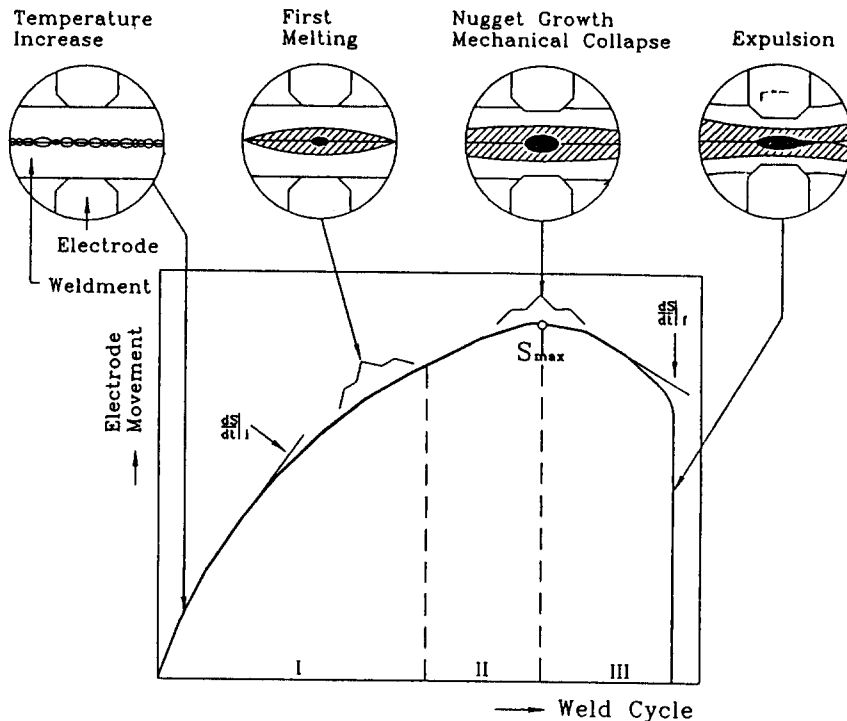


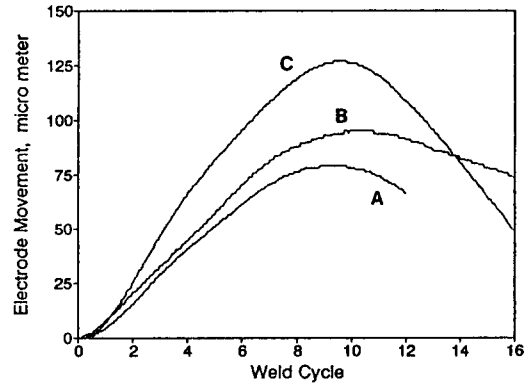
Fig. 3 Typical electrode movement.

화에 영향을 주므로 이를測定함으로써 위와 같은現象들을 間接적으로 모니터링할 수 있다^{8, 12~17}.

그림 3에는 一般的인 電極分離信號의 波形과 熔接이 進行됨에 따른 熔融部의 形成 및 發達過程이 圖示되어 있다. 이를 考察해 보면 熔接過程은 波形이 變化하는 形態를 區分하여 說明할 수 있음을 알 수 있다. 그림에서의 區間 1은 試片이 熱의 影響을 받아 熔融되기 直後까지의 區間이며 이 區間에서의 電極分離信號(S)는 거의 線形的으로 增加한다. 이 增加區間에서의 熔接時間에 따른 S 變化率이 初期變化率(initial slope)이다. 이 區間을 지나 熔融部가 形成되고 試片이 軟化(softening)되며 電極分離信號의 波形은 增加率이 서서히 減少하며 區間 2의 끝에서 電極分離의 最大點에 이른다. 區間 3에서는 熔融部의 擴散으로 熔融部 周圍의 軟화된 試片이 電極加壓力을 더이상 支撐하지 못하고 陷入(embedding)이 일어나 電極이 서로 가까워지는 現象을 보이며, 熔接時間에 대한 陷入率이 後期變化率(final slope)이다. 後期變化率은 熱入力이 充分한 境遇 두렷이 나타나며, 熱入力이 過度한 境遇는 熔融部가 試片 外部로 噴出되어 나오는 熔出(expulsion)現象을 招來하게 된다.

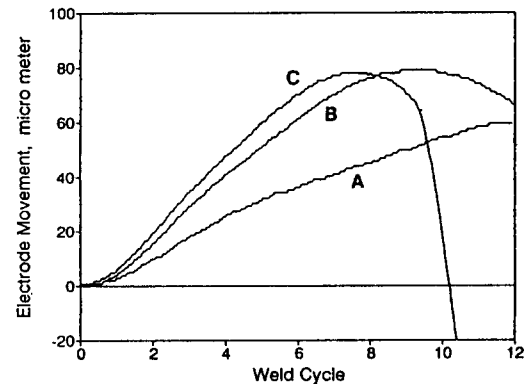
여러 熔接條件에서 구해진 電極分離信號의 波形이 그림 4에 圖示되어 있다. 그림 4(a)에는 冷間壓延鋼板의 抵抗 點熔接時 熱入力이 充分한 境遇의 電極分離信號의 波形을 熔接試片의 두께별로 나타낸 것이다. 電極分離現象은 試片의 두께가 增加할수록 그 最大置가 上昇하며, 그에 따라서 全體의인 波形도 앞서 說明한 區間別 特性을 잘 나타냄을 알 수 있다.

그림 4(b)는 試片의 두께가 1.0mm로 同一한 경우 熱入力의 差異에 따라 다르게 나타나는 電極分離信號의 波形을 圖示한 것이다. 波形 A의 境遇에서와 같이 熱入力이 不充分한 경우 電極分離信號는 앞서 說明한 세 區間中 初期變化區間에 該當하는 部分만 나타난다. 이와같은 熔接이 遂行되었을 境遇에는 熔接部가 充分히 成長하지 못하고 작은 荷重으로도 熔接部가 分離되는 不良熔接(stuck weld)의 結果를 招來한다. 波形 B는 適當한 熱入力이 供給된 境遇로 電極分離信號가 最大값을 지나 減少하는 세가지 區間의 特性이 모두 나타난다. 이와같은 波形이 實際 軟鋼板(mild steel)의 熔接工程에서 가장 理想的인 電極分離信號의 波形이다. 熱入力이 過度하게 供給되면 熔融部 周圍의 軟화된



(a)

A: 1.0mm 8.2kA B: 1.6mm 7.2kA C: 2.0mm 7.7kA



(b)

A: 6.8kA B: 8.2kA C: 9.0kA
Weldment thickness = 1.0mm

Fig. 4 Typical electrode movement signal for various welding conditions. (Electrode force=240 kgf)

部가 電極加壓力을 이기지 못하기때문에 熔融部가 試片의 外部로 噴出되며 波形 C와 같은 波形으로 나타난다.

以上の 現象을 考察해 보면 電極分離現象의 波形(electrode movement shape pattern)은 實際 熔接部位에서 일어나는 熱膨脹, 熔融 및 塑性變形과 그 結果 形成된 熔融部(nugget)의 크기에 대한 重要한 情報이므로 電極分離信號의 波形으로부터 熔接質을 推定할 수 있다. 따라서 電極分離信號를 받아서 熔融部의 크기, 즉 熔接質을 定量的(quantitatively)으로 推定할 수 있는 人工神經回路網을 本 研究

에서는 構成하였다.

3. 人工神經回路網을 利用한 熔融部 크기의 推定

人工神經回路網을 構成하여 運用하는 方法은 크게 學習段階(learning or training stage)와 生産段階(production stage)로 나뉘어 진다. 學習段階(learning stage)에서는 一連의 出力패턴이 供給되고 이에 따라 人工神經回路에서 函數關係(mapping)가 糾明된다. 주어진 入力패턴으로 出力패턴이 計算된後 實際 주어진 出力패턴과의 誤差에 따라 各各의 函數의 加重值(weight)가 training algorithm에 따라 調節되며 學習이 계속된다. 誤差가 計容範圍내에 들어오면 學習이 終了되고 人工神經回路는 現在의 入出力사이의 函數關係를 記憶한다. 生産段階(production stage)에서는 위에서 計算된 mapping characteristics을 利用하여 새로 流入된 入力패턴으로부터 願하는 出力패턴이 計算된다. 本 研究에서는 學習段階에서 實驗을 通해서 얻어진 電極分離信號를 input pattern으로 하고, 各 境遇에 該當하는 nugget size (試片 破壞檢査로 測定하여 얻어진 熔融部 크기의 data)를 output pattern으로 하여 人工神經回路網이 反復的으로 이들 사이의 關係를 誤差가

줄어드는 方向으로 mapping해 나간다(그림 6). 이렇게 學習段階가 끝나면 人工神經回路網의 各 切點(node)에는 固有의 加重值(weight)가 最終的으로 決定되며, 이는 computer의 記憶裝置에 記憶된다. 生産段階에서는 實際 熔接工程에서 monitoring되는 各 信號를 computer에서 入力 받아, 앞서 構成된 人工神經回路網에 신호파형을 input pattern으로 入力시킴으로써 熔融部の 크기가 瞬間的으로 推定되는 實時間 推定이 이루어 진다. 本 研究에서는 學習段階에서 誤差가 줄어드는 方向으로 反復學習이 可能한 人工神經回路網의 피이드 백 學習 algorithm인 generalized delta rule⁹⁾을 使用하였다.

人工神經回路(artificial neural networks) 理論은 生體의 神經組織(biological nerve system)을 單純化 시킨 모델에 基礎를 두며 人工神經回路는 상당히 많은 서로 연결된 基礎 연산자(elementary processor)들로 이루어 진다. 이러한 基礎 연산자들은 단지 간단한 計算能力만 가지고 있으나 서로 有機的으로 連結되어 있으므로 入力信號(input)와 出力信號(output) 사이의 複雜한 函數關係(mapping)를 具現 시킬 수 있다. 특히 이 函數關係가 非線形 特性을 가질때 相當히 效果的으로 本 人工神經回路 理論을 過用할 수 있는 것으로 알려져 있다⁹⁻¹¹⁾. 本 研究에서 使用된 人工神經回路(artificial neural networks)는 보통 汎用으로 널리 使用되는 semi-linear feedfor-

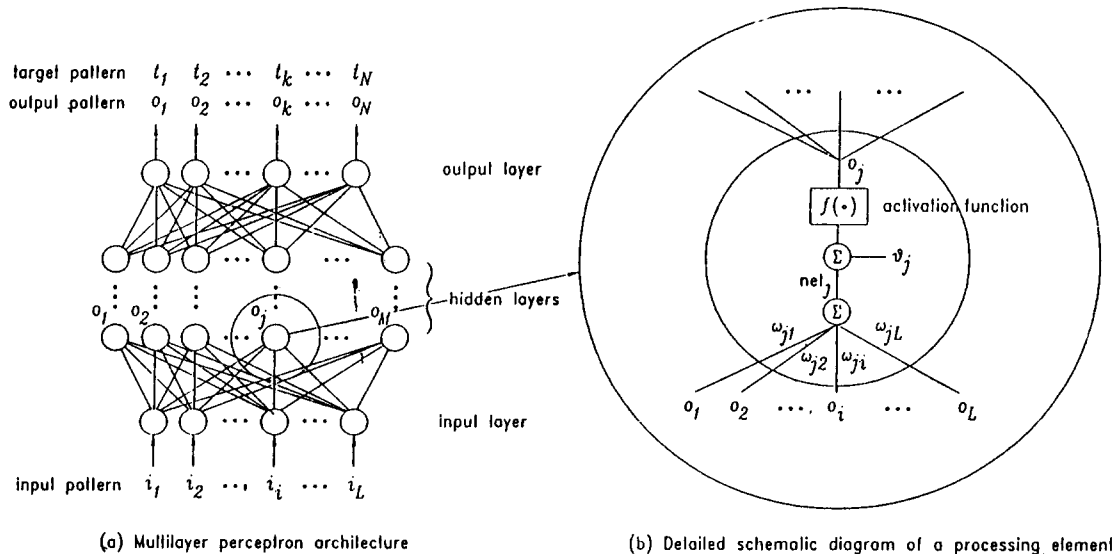


Fig. 5 Schematic diagram of artificial neural networks estimator for nugget size.

ward net⁹⁻¹¹⁾.로서 實際 熔接工程에서 實時間 測定이 不可能한 熔融部의 크기를, 熔接途中 測定된 熔接 變數인 電極分離信號를 入力패턴으로하여, 生産段階(production stage)에서 推定하는 아직 研究報告 되지 않은 새로운 推定技法이다.

人工神經回路는 그림 5(a)에 圖示된 것 처럼 layer內에 配列된 수많은 node들로 構成된다. 그림 5(b)에서 볼 수 있는 바와 같이 input layer의 node를 除外하고는 모든 node로의 input은 前段階(prior layer) node output의 加重合(weighted sum)임을 알 수 있고 各各의 node는 各各의 input에 대하여 activation function과 node의 bias값에 敏感하게 變하며 動作한다. j layer의 어떤 node에 流入되는 net input은

$$\text{net}_j = \sum W_{ji} O_i \quad (1)$$

여기서 W_{ji} 는 i layer와 j layer사이의 加重值이다. j node의 output은

$$O_j = f(\text{net}_j) \quad (2)$$

여기서 f는 activation function이다. 本 研究에서 使用된 activation function은 sigmoidal function⁹⁾이다.

學習段階에서는 그림 6에 圖示된 바와같이 熔接 도중 샘플링된 電極分離 信號波形인 input pattern vector, $\{i_p\}$ 가 주어질때 人工神經回路는 모든 連結 고리(link)內의 加重值(weight)와 threshold를 調節하여 試片 破壞檢査를 통하여 얻어진 願하는 target output vector, $\{t_{pk}\}$ 에 가까워 지도록 學習이 施行된다. 이 過程이 完了되면 또다른 한쌍의 input vector, $\{i_p\}$ 와 target output, $\{t_{pk}\}$ 이 供給되고 위의 過程이 反復된다. 一般의으로 熔接도중 샘플링된 電極分離信號값인 input pattern vector와 加重值에 의해 推定된 熔融部 크기인 output, $\{O_{pk}\}$ 는 實際의 熔接部를 破壞檢査하여 測定한 熔融部의 크기인 target output, $\{t_{pk}\}$ 와 같지 않으므로 各各의 pattern 마다 다음의 誤差가 定意될 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_N (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (3)$$

여기서 N은 output pattern의 數이다. 모든 input/output pattern의 雙(pair)에 대해서 全體 시스템의 平均誤差(average system error)는 P를 學習段階에서 使用된 input/output pattern 雙(pair)의 數라 할때

$$E = \frac{1}{2P} \sum_P \sum_N (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (4)$$

Training algorithm으로서 Generalized Delta Rule⁹⁾은 각 pattern learning에서의 誤差, E_p 가 가장 迅速히 減少되도록 weight increment, ΔW_{ki} 를 變化시키는데 收斂性을 保障하기위해 보통 다음과 같이 learning rate, η 를 導入하여

$$\Delta W_{ki} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{ki}} \quad (5)$$

다음과 같이 δ_k 를 定意하면

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \quad (6)$$

$$\Delta W_{ki} = \eta \delta_k O_i \quad (7)$$

各各의 pattern에서 (7)式으로 weight increment가 계산되면 全 pattern에 대한 weight increment는 이것들의 總合으로 計算되며 iteration을 遂行해 나갈때 (5)式의 learning rate, η 가 크면 學習이 迅速히 이루어 지나 振動(oscillation)을 隋伴하게 되므로 이를 防止하고자 momentum rate, α 를 導入하면

$$\Delta W_{ki}(n+1) = \eta(\delta_k O_i) + \alpha \Delta W_{ki}(n) \quad (8)$$

여기서 n은 反復計算回數를 意味한다. 反復計算이 施行될 때마다 (8)式에 의하여 다음 段階의 weight가 計算되고 그때의 weight를 利用하여 output이 feed forward方式으로 計算된다. training set의 target output과 實際 計算된 output의 差異量에 따라 weight가 修正되며 위의 過程을 계속 하다가 total system error가 許容範圍內에 들면 學習段階가 終了되고 現在의 input/output pattern set의 transfer (mapping) characteristics가 人工神經回路에 貯藏된다(그림 6).

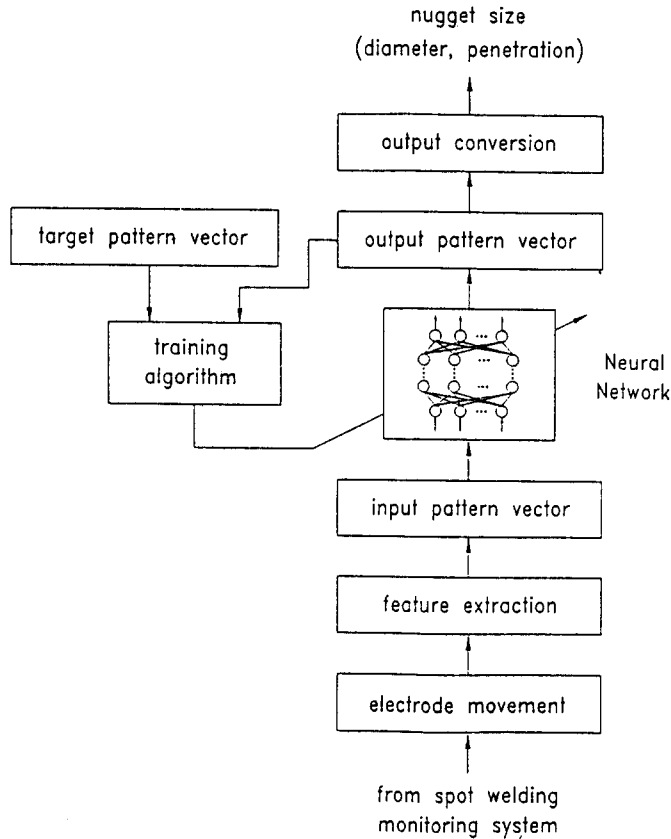


Fig. 6 Block diagram of the training and estimation procedure for nugget size using artificial neural networks.

以上的 過程을 거쳐서 學習段階가 終了되면 人工神經回路에 貯藏된 weight에 電極分離信號의 波形을 單純히 通過시킴으로 熔融部를 實時間 推定하는 生産段階의 運用이 可能해 진다. 즉, computer의 記憶裝置에 記憶되어있는 人工神經回路網에 實際 熔接工程에서 monitoring되는 電極分離信號를 computer에서 pattern으로 入力받아 熔接이 끝난 直後에 熔融部의 크기를 推定할 수 있다.

4. 實 驗

本 研究에서는 用量이 50kVA인 空氣壓 作動式의 抵抗點熔接機를 使用하여 實驗했으며, 이 熔接機에 는 空氣壓 調節機가 부착되어 電極 加壓力을 調節할 수 있고 timer로는 加壓時間(squeeze time), 熔接

時間(weld cycle), 維持時間(hold time) 및 熔接電流를 各各 調節할 수 있다. 電極은 mild steel, low-alloy steel, stainless, low-conductivity brass 및 Nickel 合金등의 抵抗 點熔接에 適合한 RWMA class II에 該當하는 材質인 Cu-Cr 棒을 tapered-flat한 形態로 加工하여 使用하였다 (그림1에서 $d_1=5mm$, $d_2=16mm$, $L=50mm$). 熔接 試片은 1.0mm, 1.6mm, 및 2.0mm의 세가지 種類를 使用하였고, 加壓力은 240kgf, 360kgf, 및 480kgf로 變化시키며 熔接하였고, 熔接電流는 3KW, 4KW, 5KW로 變化시켜가며 比較的 廣範圍한 條件하에서 實驗을 施行했다. 이때 各 熔接變數들은 다음의 裝備들을 使用하여 測定하였다.

먼저 熔接工程은 Miyachi社의 모델 MM-326B 形 weld checker를 使用하여 各各 半 사이클 (half cycle)別로 熔接電流는 toroid coil을 通해서, 電極兩端의 電位差는 voltage pick-up 端子로 測定하였다.

이때 용접 공정의 진행 상태는 半 싸이클 單位로 發生되는 trigger 信號로 感知할 수 있다.

용접 공정에 試片의 熱膨脹에 의한 電極分離信號의 波形은 Ono-Sokki社의 非接觸 變位測程器인 VS-021 gap sensor를 使用하였는데, 이는 過電流(eddy current) 效果를 利用하는 非接觸形 거리 測定裝置로서 센서의 信號를 增幅器를 통하여 0-2mm의 區間이 線形的으로 出力되는 DC 電壓을 換算하여 測定할 수 있다. 電極分離信號의 波形은 各 半 싸이클 單位로 測定이 되는데, 이는 weld checker에서 發生되는 trigger 信號에 A/D 變換機를 同期시켜 半싸이클 單位의 變位情報를 正確히 推定한다.

용접 實驗이 끝난 試片들은 各各의 條件 및 回數에 따라 一連番號를 附與하여 熔接部 中央을 切斷한 다음 mounting polishing, 및 etching 作業을 通해 나타난 切斷部의 組織을 metal microscope로 觀察, 熔融部 크기를 測定한다. 熔融部는 橢圓現像의 dendrite 組織의 長徑을 熔融部 直徑으로, 短徑을 熔融部 깊이로 測定하였다¹⁷⁾.

이렇게 얻은 data를 熔接 工程變數인 電極分離信號는 input pattern으로, 熔融部의 크기는 output pattern으로 하여 人工神經回路網을 學習시킨다. 人工神經回路網의 hidden layer는 各各 10개와 6개의 node를 가지는 두개의 層으로 構成하는것이 가장 迅速히 學習이 이루어지며 推定誤差 또한 작아짐을

施行錯誤를 通해 알 수 있었다.

3節에 說明된 바와같이 熔接途中 샘플링된 動抵抗 變化의 信號를 input pattern vector로 그리고 各 pattern에 該當하는 熔融部의 diameter와 penetration을 target pattern vector로 하여 人工神經回路를 training시키는 過程이 그림 6에 圖示되어 있다. 그림 7은 그림 6에서의 段階를 모두 거친 後 生産段階로 運用되는 過程이 簡略하게 圖示되어 있다.

本 研究의 計算課程에서 最適值로 選定되어 使用된 3節의 (8)式의 파라메터는 다음과 같다.

- Learning rate, $\eta=0.5$
- Momentum rate, $\alpha=0.3$
- Number of hidden layer=2
- Number of hidden layer 1=10
- Number of hidden layer 2=6
- Number of maximum iteration=200000
- Maximum total error=0.00001

生産段階에서는 學習時 記憶된 weight를 利用하여 實際 熔接時 感知되는 工程變數의 波形을 入力 받아 熔接質을 推定해 보았으며, 이를 試片 破壞檢査로 얻어지는 實測值와 比較, 分析하였다.

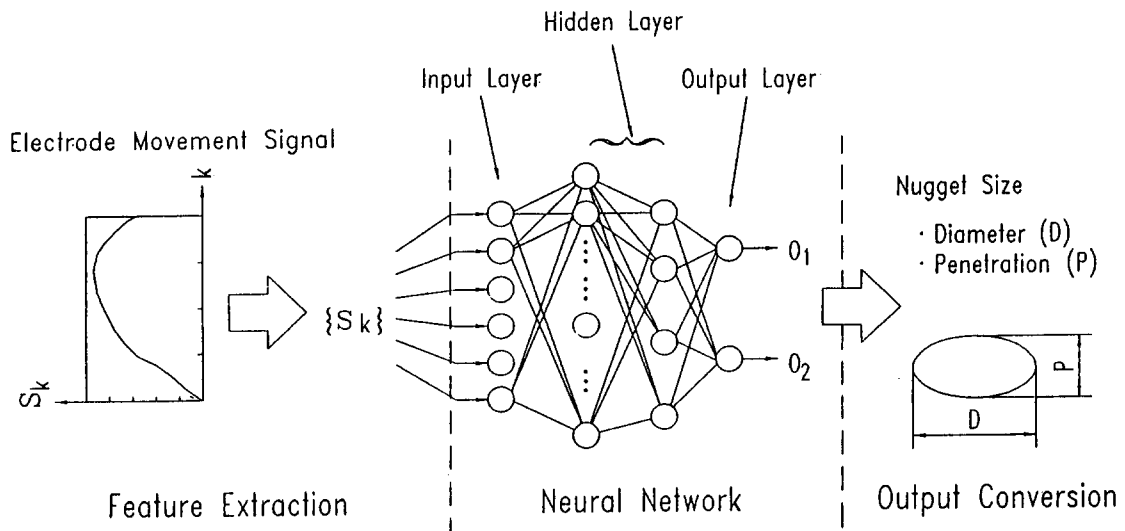


Fig. 7 Estimation procedure for nugget size using artificial neural networks.

5. 結 果

本 研究에서는 人工神經回路網을 利用하여 抵抗點熔接의 熔接質 推定시스템을 構成하였으며, 이를 效果의으로 運用하기 爲하여 人工神經回路網 推定器에 加해지는 入力信號를 여러가지 方法을 使用하여 變化를 주었으며 各各의 結果를 評價하여 가장 效果의이면서 正確한 推定이 이루어 지는 方法인 波形認識技法을 最終的으로 提示하였다. 本 節에서는 먼저 既存의 推定技法이 가지고 있던 問題點을 分析해보고, 人工神經回路網의 入力信號를 既存의 研究에 應用되었던 파라메터만을 使用하였을 境遇와 本 研究에서 提示하는 波形認識 技法 즉 電極分離信號의 波形 自體를 入力信號로 하는 境遇의 結果를 比較, 檢討한다.

5.1 既存의 推定技法과 問題點

既存의 電極分離現象을 利用한 抵抗點熔接의 熔接質 推定技法은 電極分離信號의 波形을 最少自乘法이나 FEM등을 利用하여 數值的으로 熔接質과 的關係를 推定하거나 電極分離信號의 初期變化率, 最大値, 後記 變化率等の 斷片의인 情報과 熔接質間의 關係를 polynomial fitting한 regression method를 使用한 것이 主流를 이룬다¹³⁻¹⁷⁾. 그러나 이들 結果는 熔接 시스템이 가지고는 非線形性등의 理由로 制限된 條件內에서만 成立하는 等の 어려움을 보였다.

그림 8에 나타난 電極分離現象의 初期變化率과 熔融部 크기와의 相關度는 위와같은 事實을 뒷받침해준다. 그림 8은 試片두께 3段階, 熱入力 3段階, 電極 加壓力 3段階의 27가지 熔接條件에서 修行된 熔融部 크기와 電極分離의 初期變化率과의 相關度를 試片두께(그림 8-1)를 基準으로 區分하여 圖示한 것이고 그림 8-2는 電極分離信號의 最大값과 熔融部 크기와의 相關關係를 역시 試片 두께를 基準으로 나타낸것이다. 그림 8-1 (b) 및 그림 8-2(b)를 살펴보면 試片의 두께가 同一하면 電極分離信號의 初期變化率 및 最大값은 熔融部의 깊이(penetraition)와 良好한 相關度를 가짐을 알 수 있다. 그림에 나타난 것 처럼 특히 1mm 試片에서 相關度가 좋은 理由는 이 境遇 電極分離의 後期變化率이 거의 나오지 않아 初期變化率 및 最大값에 대한 熔融部 크기의

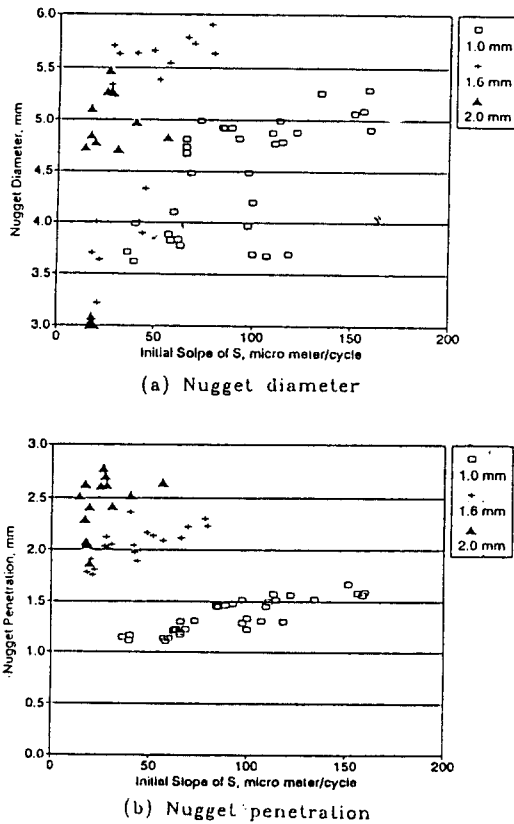


Fig. 8-1 Initial slope of electrode movement v.s. nugget size for various weldment thicknesses.

分布가 一定한 傾向을 보이기 때문이다. 여기서 熔融部 깊이 推定을 始道할 境遇, 既存의 regression 方法에서는 試片두께등을 熔接條件이 變化함에 따라 fitting 모델을 變化시켜주어야 하고, 만약 어느한 條件의 모델을 使用하여 다른條件의 結果를 推定하는 境遇는 正確한 結果를 企待하기가 어려움을 豫想할 수 있다. 한편 熔融部 直徑(diameter)의 境遇에는 그림 8-1 (a) 및 8-2(a)의 두 그래프에서 初期變化率 및 最大값과 거의 相關度를 찾아볼 수 없을 정도로 두 파라메터가 變함에 따라 非線形的으로 複雜한 函數關係를 나타낸다. 限定된 熔接條件에서는 一部 區間에서 regression 등의 方法으로 函數關係를 찾을 수 있겠으나 廣範圍한 熔接條件에서는 다른 方法이 提示되어야 함을 그림 8-1 및 그림 8-2를 통해서 알 수 있다.

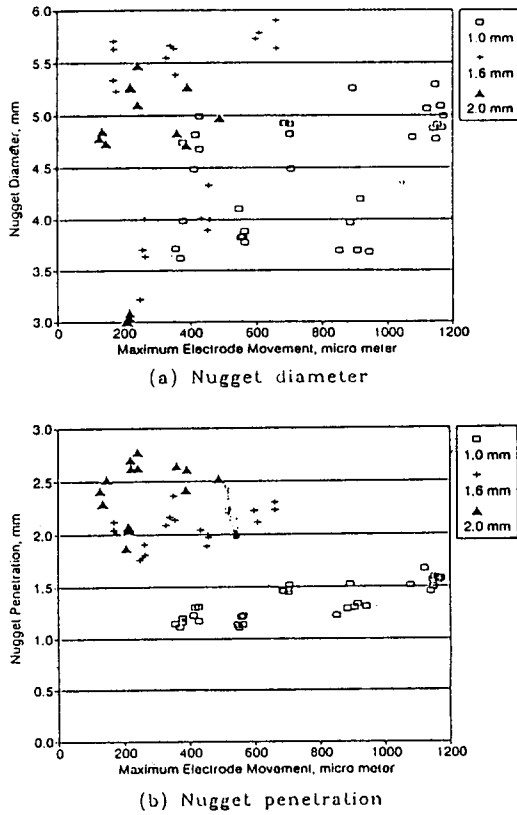


Fig. 8-2 Maximum electrode movement v. s. nugget size for various weldment thicknesses.

以上을 종합할 때 既存의 regression 方法을 使用할 때에는 同一한 試片 두께에 대하여서도 電極 加壓力이나 熱入力の 變化등을 考慮하여 모델의 係數를 設定해야 하므로 前述한 熔接工程의 심한 非線形性을 regression 方法으로 解決하기에는 限界性이 있다는 結論에 到達하게 된다. 이러한 既存의 問題點은 本 研究에서 人工神經回路網을 利用한 波形認識技法을 熔接質 推定器에 應用함으로써 克服할 수 있었고, 推定の 正確度 또한 既存의 結果보다 進歩되었음을 確認하였다.

5.2 人工神經回路網을 利用한 熔融部 推定結果

本 研究에서는 人工神經回路網을 利用한 熔接質 推定技法의 性能向上을 위하여 여러가지 方法으로 入力信號를 區分하여 實驗을 거친 結果 電極分離

信號의 波形 自體를 熔接 進行時 各 半 사이클 單位로 샘플링하여 이를 入力信號로 使用한 波形認識技法이 가장 效果的이고 보다 正確한 推定을 행할 수 있는 方法임을 確認할 수 있었다. 波形認識技法이 效果的으로 本 推定技法에서 作用할 수 있는 理由는 人工神經回路網 推定器(estimator)가 電極分離信號의 微細한 波形變化에 의한 熔融部 크기 變化의 패턴을 認識할 수 있는 能力이 있기 때문이며, 이것은 人工神經回路網이 가지는 가장 큰 長點中의 하나이다. 實際로 電極分離信號의 初期變化率, 最大值, 後期 變化率(그림 3) 등의 情報는 本來의 S 波形의 特徵만 單純化하여 抽出(feature extraction) 한 形態이긴 하나 本 波形에 나타나는 微細한 變化는 單純化를 거치면서 모두 喪失되므로 이들은 波形으로서의 意味는 喪失하게 된다. 實際로 이 세가지 信號를 入力信號로 使用하여 人工神經回路網을 運用한 結果가 그림 9에 圖示되어 있으며

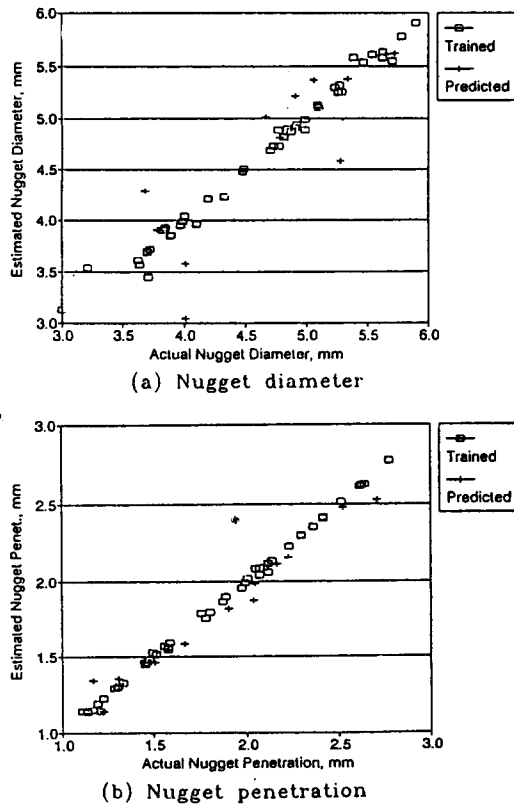


Fig. 9 Estimated nugget size v. s. actual one. (Training with S_1, S_{max}, S_2)

앞서의 설명을 잘 반영하고 있다. 그림 8에 圖示되었던 바에 의하면 熔接試片의 두께별로 電極分離의 初期變化率과 最大值와의 相關도를 나타내는 그룹이 形成되며 이는 특히 熔融部 깊이 (penetration)에서 보다 良好한 形態로 나타났다. 實際의 熔接에서 熔接 後期の 電極分離 變化率, 즉 陷入率은 熱入力이 充分한 境遇에만 나타나기 때문이다. 따라서 電極分離信號의 熔融部와의 함수관계를 나타내는 人工神經回路網에서 初期變化率과 最大值에 상응하는 加重值(weight)가 後期 變化率의 加重值보다 커지는 結果를 確認할 수 있었다. 이와같은 事實은 그림 9에서와 같이 이들 세가지 情報를 人工神經回路網에 使用하였을 境遇 熔接部 깊이가 熔融部の 值徑보다 正確하게 推定되는 結果의 背景이 될 수 있다.

그림 10에는 電極分離信號의 全體 波形을 認識

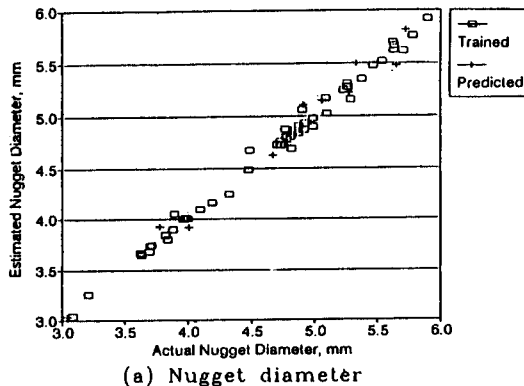
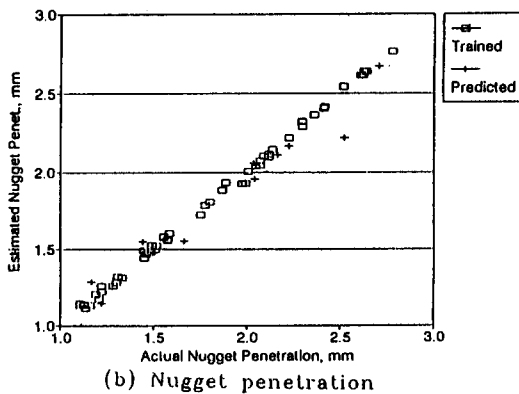


Fig. 10 Estimated nugget size v. s. actual one. (Training with S pattern)

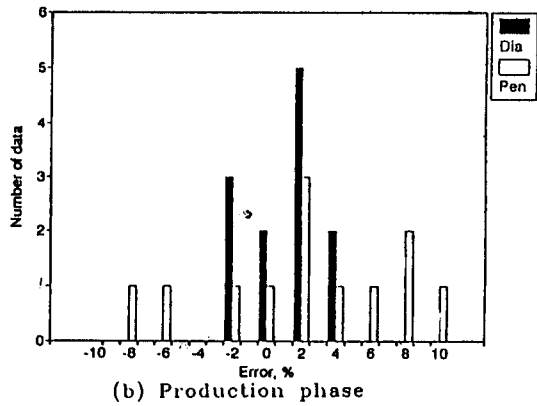
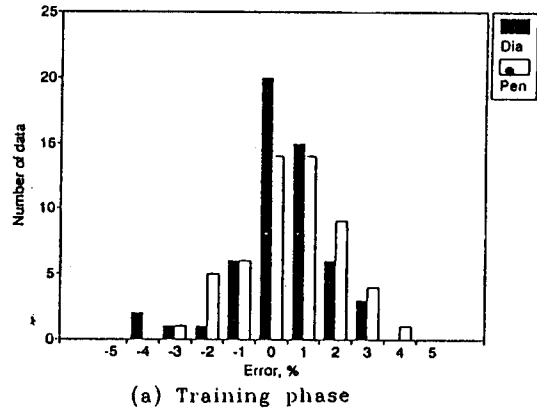


Fig.11 Distribution of estimation errors. (Training with S pattern)

하는 技法으로 熔融部를 推定한 境遇의 結果가 圖示되어있고 그림 11에 이에대한 學習段階 및 推定段階에서의 誤差分布가 圖示되어있다. 그림에 나타난 바와같이 熔融部 值徑의 境遇 推定誤차가 $\pm 5\%$ 以內에 分布함을 알 수 있고, 熔融部 깊이의 境遇 대부분의 推定誤차分布가 $\pm 10\%$ 以內에 分布함을 알 수 있다. 이와같이 熔融部 깊이의 推定誤차分布가 큰 것은 이 깊이 熔融部の 值徑에 비하여 熔融部와 熱影響部(HAZ)의 區分이 뚜렷하지 않아서 熔接試片의 破壞檢査時의 顯微鏡判讀誤差에서 基因하는 것으로 생각된다. 그러나 그림 10의 結果는 그림 9의 電極分離信號 波形의 特徵만을 抽出하여 人工神經回路網을 學習시켜 推定한 結果보다는 良好한 結果가 얻어졌고, 이는 보다 많은 熔接工程에 대한 情報(information)가 電極分離信號의 形象(shape pattern)에 내포되어 있기 때문이다.

本 研究에서 提示된 方法은 現在까지 報告된 研究 結果¹²⁻¹⁷⁾에서 提案된 어떠한 方法보다 正確하게 熔融部를, 熔接變數인 電極分離信號의 測定課程만 거치면, 定量的(quantitatively)으로 推定할 수 있었다. 특히 現在 熔融部 推定을 위한 計測 시스템에서 誤差가 약 5퍼센트 以內이면 現實的으로 妥當性이 있는 것으로 評價되고 있으므로 이를 使用하여 熔接質 推定の 正確도를 向上시킨 進歩된 熔接質 監視 시스템을 構成, 産業現場에서의 應用이 可能하며, 品質의 向上 및 生産性的의 向上에도 큰 寄與를 할 것으로 企待된다. 특히 均一한 熔接質을 保障하기 어려운 抵抗 點熔接 시스템을 效果的으로 制御하여 安定된 熔接結果를 얻을 수 있는 熔接質 監視 및 制御 시스템에 本 研究의 結果가 有用하게 適用될 수 있을 것이다.

6. 結 論

本 研究에서는 實際 熔接途中 實時間 測定이 不可能한 熔融部の 크기를 推定하는 人工神經回路網을 利用한 熔接質 監視 시스템을 開發하였다. 熔接途中 測定된 電極分離信號를 入力패턴으로, 實際 熔融部の 크기를 出力패턴으로 하여 人工神經回路網을 學習시켜 入·出力패턴 사이의 非線形 函數關係를 糾明하였고 이를 利用하여 實際 熔接時 測定된 電極分離信號만으로 熔融部の 크기를 推定할 수 있는 非破壞 熔接質 檢査方法을 提示하였다.

本 結果는 實際 冷間壓延鋼板의 薄板이음工程에 適用되는 全 熔接條件範圍에서 行한 熔接實驗을 바탕으로 얻어진 것이며, 이때 샘플링되는 電極分離信號의 波形을 使用하여 人工神經回路網을 學習시킨 결과이므로 既存의 境遇에서처럼 制限된 熔接條件이 아닌 廣範圍한 熔接條件에서 適用될 수 있는 體系的이고 進一步된 抵抗 點熔接 熔接質 推定技法이다.

따라서 本 人工神經回路網을 利用하는 推定技法을 生産現場에서 應用할 境遇 熔接條件이 서로 다른 여러 生産라인에서 入力되는 電極分離信號가 廣範圍한 熔接條件에서 先行된 實驗 데이터로 學習된 推定器의 人工神經回路網을 거치면 熔融部 크기의 實時間 推定이 이루어지므로 on-line 熔接質 管理 시스템을 具現할 수 있고 그에 따른 生産性 및 製品의 信賴度 向上에 寄與할 수 있을 것이다.

參 考 文 獻

- 1) Gedeon S. A., Sorensen C. D., Ulrish K. T., and Eagar T.W : Measurement of Dynamic Electrical and Mechanical Properties of Resistance Spot Welds. *Welding Journal*, Dec., (1987), pp.378~385
- 2) The Welding Institute : Resistance Welding Control and Monitoring. Cambridge, (1977)
- 3) Chang H.S. and Cho H.S. : Estimation and Control of the Weld Nugget Size in Resistance Spot Welding Processes. *Sensors for Manufacturing*, PED-Vol. 26, American Society of Mechanical Engineers, Book No. G00405, New York, (1987), pp.215~227
- 4) Gould J.E. : An Examination of Nugget Development During Spot Welding, Using Both Experimental and Analytical Technique. *Welding Journal*, January, (1987), pp.1s~10s
- 5) Rokhlin S.L., and Adler L. : Ultrasonic Evaluation of Spot Welding Quality. *Welding Journal*, Jul., (1985) pp191s~200s
- 6) Owusu-Ofori S.P. and Wu S.M. : Signature Analysis of Contact Voltage of Resistance Welds. *Welding Journal*, July, (1983), pp.185s~189s
- 7) Cho Y.J., and Cho H. S. : A Study on the Electric Conductance of Resistance Spot Welds. *Mechanics Research Communications*, Vol.12(6), (1985), pp327~332
- 8) Chang H. S. : In-Process monitoring and Control of Weld Nugget Geometry for Resistance Spot Welding Process. Ph.D. Thesis, (1989), KAIST
- 9) Pao, Yoh-Han : Adaptive Pattern Recognition and neural Networks. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., N.Y., (1989)
- 10) Patrick K. Simpson : Artificial Neural Systems. Pergamon Press, N. Y., (1990)
- 11) Nelson, Marilyn McCord and Illingworth, W.T. : A Practical Guide to neural Nets. Addison-Wesley Publishing Company. Inc., (1991)
- 12) Waller D.N. and Knowlson P.M. : Electrode Separation Applied to Quality Control in Resistance Welding. *Welding Journal*, April, (1965), pp. 1

- 68s~174s.
- 13) Kuchar N.R., Cohen R.K., Nied H.A., and Godwin S.J. : A Closed-Loop Control System for Resistance Spot Welding, Measurement and Control for Batch Manufacturing, D.E. Hardt, ed. Book No. H00244., The American Society of Mechanical Engineers, New York, (1982), pp.89~103
 - 14) Wood R.T., Bauer L. W., Bedard J. F., Bernstein B. M., Czechowski J., D'Andrea M.M., and Hogle R. A. : A Closed Loop Control System for Three-Phase Resistance Spot Welding. Welding Journal, Dec., (1985), pp.26~30
 - 15) Chang H. S., Cho Y.J., Choi S. G., and Cho H. S. : A Proportional-Integral Controller Compensation Spot Weld Quality Variation due to Electrode Wear. Modeling, Sensing, and Control of Manufacturing Process, PED-Vol. 23/DSC-Vol.4, ASME, Book No. H00370, : New York, (1986) pp83~93
 - 16) Chang H. S., Cho Y.J., Choi S. G., and Cho H. S. : A Proportional-Integral Controller for Resistance Spot Welding using Nugget Expansion. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol. 111, No.2, June, (1989), pp.332~336
 - 17) 장희석, 조형석 : 용접질 향상을 위한 저항 점용접공정의 제어기 개발에 관한 연구. 대한기계학회 논문집 제13권 제6호, (1989), pp.1156~1169