



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2011-0001109
(43) 공개일자 2011년01월06일

(51) Int. Cl.

H01L 21/00 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2009-0058508

(22) 출원일자 2009년06월29일

심사청구일자 2009년12월14일

(71) 출원인

세종대학교산학협력단

서울 광진구 군자동 98 세종대학교

(72) 발명자

김병환

서울특별시 송파구 잠실동 잠실엘스아파트 154동 204호

김태근

서울특별시 성동구 하왕십리동 풍림아파트 108동 1202호

(74) 대리인

특허법인태백

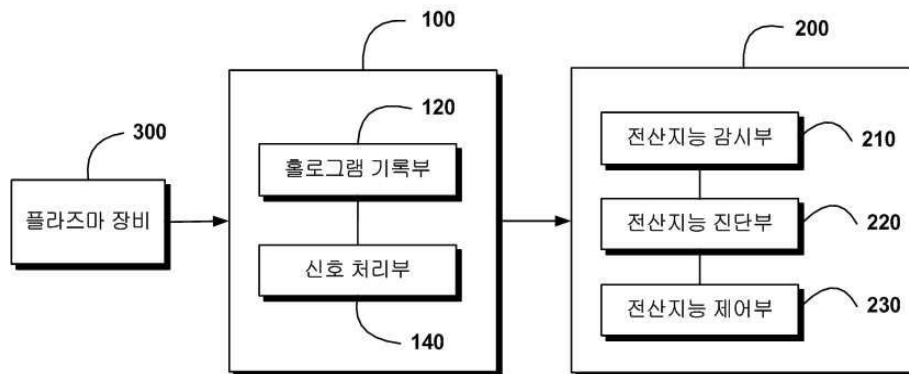
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법

(57) 요약

본 발명은 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법에 관한 것이다. 본 발명에 따른 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법은, 반도체 공정을 수행하는 플라즈마 장비에 전자기파를 조사하여, 플라즈마에 대한 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계, 홀로그래프 특성 정보로부터 전산지능을 이용하여 감시 모델을 생성하며, 감시 모델로부터 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 단계, 감시 모델을 수정하여 생성한 진단 모델로부터 플라즈마 장비의 고장 원인을 진단하는 단계, 그리고 감시 모델 또는 진단 모델을 결합하여 생성한 제어 모델을 이용하여 반도체 공정 특성에 대하여 최적 공정 조건을 계산하고, 최적 공정 조건에 부합하도록 플라즈마 장비의 공정 조건을 제어하는 단계를 포함한다. 본 발명에 따르면, 홀로그래프를 이용하여 플라즈마 입자를 3차원적으로 시각화함으로써 플라즈마 장비의 고장 여부를 정확하게 감지할 수 있다. 또한 플라즈마의 3차원 영상 정보를 전산지능을 통해 모델링 함으로써, 신속하게 플라즈마 장비의 고장 여부 감지, 고장 원인 진단 및 해결을 수행할 수 있어, 플라즈마 공정 작업의 효율성을 크게 높일 수 있다.

대표도 - 도1



특허청구의 범위

청구항 1

반도체 공정을 수행하는 플라즈마 장비에 전자기파를 조사하여, 플라즈마에 대한 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계,

상기 홀로그래프 특성 정보로부터 전산지능을 이용하여 감시 모델을 생성하며, 상기 감시 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 단계,

상기 감시 모델을 수정하여 생성한 진단 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 원인을 진단하는 단계, 그리고

상기 감시 모델 또는 상기 진단 모델을 결합하여 생성한 제어 모델을 이용하여 상기 반도체 공정 특성에 대하여 최적 공정 조건을 계산하고, 상기 최적 공정 조건에 부합하도록 상기 플라즈마 장비의 공정 조건을 제어하는 단계를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계는,

상기 홀로그래프의 간섭 패턴으로부터 상기 플라즈마의 3차원 영상 정보를 복원하는 단계,

상기 3차원 영상 정보를 블록화하고, 각 블록의 영상 신호 세기를 구하는 단계, 그리고

상기 영상 신호 세기로부터 상기 플라즈마에 포함되는 입자의 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 단계는,

상기 감시 모델의 예측치를 실제치 또는 기준치와 비교하여 RMSE(Root-Mean-Squared Error)를 계산하는 단계,

상기 RMSE가 정상 범위에 포함되는지 판단하는 단계, 그리고

상기 RMSE가 정상 범위에 포함되지 않는 경우 경보를 발생하는 단계를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 감시 모델은,

공정 변수를 입력 패턴으로 하고 상기 홀로그래프 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제1 감시 모델,

상기 홀로그래프 특성 정보를 입출력 패턴으로 하는 제2 감시 모델,

인-시츄(in-situ) 센서 정보를 입력 패턴으로 하고, 상기 홀로그래프 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제3 감시 모델, 그리고

상기 홀로그래프 특성 정보를 입력 패턴으로 하고, 박막 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제4 감시 모델을 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 진단 모델은,

상기 제1 감시 모델, 상기 제3 감시 모델, 상기 제4 감시 모델과 입출력 패턴이 각각 반대인 제1 역모델, 제3

역모델, 제4 역모델, 그리고 인-시츄(in-situ) 센서 정보를 입력 패턴으로 하고, 상기 공정 변수를 출력 패턴으로 하는 제5 역모델을 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 제4 감시 모델에 상기 제1 모델 또는 상기 제1 역모델을 결합하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제어 모델은,

상기 제4 역모델 및 상기 제1 역모델을 결합하여 생성된 제1 제어 모델,

상기 제4 역모델, 상기 제3 역모델 및 상기 제5 역모델을 순차적으로 결합하여 생성된 제2 제어 모델,

상기 공정 조건을 입력 패턴으로 하고, 상기 박막 특성을 출력 패턴으로 하는 제3 제어 모델, 그리고

상기 박막 특성을 입력 패턴으로 하고, 상기 공정 조건을 출력 패턴으로 하는 제4 제어 모델 중에서 적어도 하나를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 전산지능은 데이터의 학습 기능을 가지는 신경망 또는 퍼지 논리를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법.

청구항 9

반도체 공정을 수행하는 플라즈마 장비에 전자기파를 조사하여, 플라즈마에 대한 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 홀로그래프 추출부,

상기 홀로그래프 특성 정보로부터 전산지능을 이용하여 감시 모델을 생성하며, 상기 감시 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 전산지능 감시부,

상기 감시 모델을 수정하여 생성한 진단 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 원인을 진단하는 전산지능 진단부, 그리고

상기 감시 모델 또는 상기 진단 모델을 결합하여 생성한 제어 모델을 이용하여 상기 반도체 공정 특성에 대하여 최적 공정 조건을 계산하고, 상기 최적 공정 조건에 부합하도록 상기 플라즈마 장비의 공정 조건을 제어하는 전산지능 제어부를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 홀로그래프 추출부는,

상기 홀로그래프의 간섭 패턴으로부터 복원된 상기 플라즈마의 3차원 영상 정보를 블록화하고, 각 블록의 영상 신호 세기로부터 상기 플라즈마에 포함되는 입자의 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 전산지능 감시부는,

상기 감시 모델의 예측치를 실제치 또는 기준치와 비교하여 RMSE(Root-Mean-Squared Error)를 계산하고, 상기

RMSE가 정상 범위에 포함되지 않는 경우 경보를 발생하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

청구항 12

제11에 있어서,

상기 감시 모델은,

공정 변수를 입력 패턴으로 하고 상기 홀로그램 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제1 감시 모델,

상기 홀로그램 특성 정보를 입출력 패턴으로 하는 제2 감시 모델,

인-시츄(in-situ) 센서 정보를 입력 패턴으로 하고, 상기 홀로그램 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제3 감시 모델, 그리고

상기 홀로그램 특성 정보를 입력 패턴으로 하고, 박막 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제4 감시 모델을 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

청구항 13

제12에 있어서,

상기 진단 모델은,

상기 제1 감시 모델, 상기 제3 감시 모델, 상기 제4 감시 모델과 입출력 패턴이 각각 반대인 제1 역모델, 제3 역모델, 제4 역모델, 그리고 인-시츄(in-situ) 센서 정보를 입력 패턴으로 하고, 상기 공정 변수를 출력 패턴으로 하는 제5 역모델을 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

청구항 14

제13에 있어서,

상기 제어 모델은,

상기 제4 역모델 및 상기 제1 역모델을 결합하여 생성된 제1 제어 모델,

상기 제4 역모델, 상기 제3 역모델 및 상기 제5 역모델을 순차적으로 결합하여 생성된 제2 제어 모델,

상기 공정 조건을 입력 패턴으로 하고, 상기 박막 특성을 출력 패턴으로 하는 제3 제어 모델, 그리고

상기 박막 특성을 입력 패턴으로 하고, 상기 공정 조건을 출력 패턴으로 하는 제4 제어 모델 중에서 적어도 하나를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 전산지능은 데이터의 학습 기능을 가지는 신경망 또는 퍼지 논리를 포함하는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템.

명세서

발명의 상세한 설명

기술 분야

[0001]

본 발명은 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 홀로그램을 이용한 플라즈마의 3차원 영상 정보를 신경망에 적용하여 플라즈마 장비의 감시, 진단 및 제어를 할 수 있는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법을 제공하는 것이다.

배경 기술

[0002] 플라즈마를 이용한 반도체 장치로부터 실행할 수 있는 공정으로는 건식 식각(dry etching) 공정이나 화학기상증착(chemical vapor deposition) 공정 등을 들 수 있다. 이러한 공정들은 공정을 진행하기 위해서 플라즈마를 발생시킬 수 있는 플라즈마 챔버를 이용한다. 따라서, 반도체 기판을 플라즈마 챔버 내의 기판 지지대에 올려 놓고, 플라즈마 챔버 내부를 소정의 반응조건으로 조성한 후 플라즈마를 발생시켜 식각 공정 및 화학기상증착 공정을 진행한다.

[0003] 한편, 플라즈마 공정 조건에 이상이 생기거나, 플라즈마 장비를 구성하고 있는 부품, 예컨대 매스플로우 컨트롤러(Mass Flow Controller), RF 소스(Radio Frequency Source) 또는 바이어스 파워(Bias Power) 등에 이상(Anomaly)이 생길 경우 플라즈마 상태가 변하게 되며, 이에 따라 증착 또는 식각 특성이 달라지게 된다. 이러한 경우에는 공정의 질(Quality)과 소자의 신뢰성이 저하되게 되는 바, 이를 방지하기 위해서는 반도체 플라즈마 상태를 엄격히 감시하는 기술이 요구된다.

[0004] 종래 기술에 따르면, 플라즈마 장비의 감시는 주로 옵티컬 에미션 스펙트로스코피(Optical Emission Spectroscopy)와 같은 인-시튜(In-Situ) 진단 기구를 장비에 장착해 이루어지고 있다. 그러나 인-시튜 진단 기구를 사용할 경우 플라즈마 입자들의 1차원적인 정보만을 획득할 수 있으므로 정확하게 플라즈마 장비의 고장 여부 및 고장 원인을 감지할 수 없었다.

[0005] 또한 종래 기술의 경우, 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는데 그치므로 즉각적으로 플라즈마 장비의 고장 원인을 진단하고 고장 원인을 제거할 수 없는 문제점이 있었다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

[0006] 따라서 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 플라즈마 장비의 고장 여부를 정확하게 감지할 수 있고, 플라즈마 장비의 고장 원인을 즉각적으로 진단하여 해결할 수 있는 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법을 제공하는 것이다.

과제 해결수단

[0007] 이러한 기술적 과제를 이루기 위한 본 발명의 한 실시예에 따른 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 방법은, 반도체 공정을 수행하는 플라즈마 장비에 전자기파를 조사하여, 플라즈마에 대한 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계, 상기 홀로그래프 특성 정보로부터 전산지능을 이용하여 감시 모델을 생성하며, 상기 감시 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 단계, 상기 감시 모델을 수정하여 생성한 진단 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 원인을 진단하는 단계, 그리고 상기 감시 모델 또는 상기 진단 모델을 결합하여 생성한 제어 모델을 이용하여 상기 반도체 공정 특성에 대하여 최적 공정 조건을 계산하고, 상기 최적 공정 조건에 부합하도록 상기 플라즈마 장비의 공정 조건을 제어하는 단계를 포함한다.

[0008] 상기 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계는, 상기 홀로그래프의 간섭 패턴으로부터 상기 플라즈마의 3차원 영상 정보를 복원하는 단계, 상기 3차원 영상 정보를 블록화하고, 각 블록의 영상 신호 세기를 구하는 단계, 그리고 상기 영상 신호 세기로부터 상기 플라즈마에 포함되는 입자의 홀로그래프 특성 정보를 획득하는 단계를 포함할 수 있다.

[0009] 상기 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 단계는, 상기 감시 모델의 예측치를 실제치 또는 기준치와 비교하여 RMSE(Root-Mean-Squared Error)를 계산하는 단계, 상기 RMSE가 정상 범위에 포함되는지 판단하는 단계, 그리고 상기 RMSE가 정상 범위에 포함되지 않는 경우 경보를 발생하는 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 감시 모델은, 공정 변수를 입력 패턴으로 하고 상기 홀로그래프 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제1 감시 모델, 상기 홀로그래프 특성 정보를 입출력 패턴으로 하는 제2 감시 모델, 인-시츄(in-situ) 센서 정보를 입력 패턴으로 하고, 상기 홀로그래프 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제3 감시 모델, 그리고 상기 홀로그래프 특성 정보를 입력 패턴으로 하고, 박막 특성 정보를 출력 패턴으로 하는 제4 감시 모델을 포함할 수 있다.

[0011] 상기 진단 모델은, 상기 제1 감시 모델, 상기 제3 감시 모델, 상기 제4 감시 모델과 입출력 패턴이 각각 반대인 제1 역모델, 제3 역모델, 제4 역모델, 그리고 인-시츄(in-situ) 센서 정보를 입력 패턴으로 하고, 상기 공정 변수를 출력 패턴으로 하는 제5 역모델을 포함할 수 있다.

[0012] 상기 제4 감시 모델에 상기 제1 모델 또는 상기 제1 역모델을 결합할 수 있다.

[0013] 상기 제어 모델은, 상기 제4 역모델 및 상기 제1 역모델을 결합하여 생성된 제1 제어 모델, 상기 제4 역모델, 상기 제3 역모델 및 상기 제5 역모델을 순차적으로 결합하여 생성된 제2 제어 모델, 상기 공정 조건을 입력 패턴으로 하고, 상기 박막 특성을 출력 패턴으로 하는 제3 제어 모델, 그리고 상기 박막 특성을 입력 패턴으로 하고, 상기 공정 조건을 출력 패턴으로 하는 제4 제어 모델 중에서 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 전산지능은 데이터의 학습 기능을 가지는 신경망 또는 퍼지 논리를 포함할 수 있다.

[0015] 본 발명의 다른 실시예에 따른 전산지능을 이용한 플라즈마 장비의 감시 및 제어 시스템은, 반도체 공정을 수행하는 플라즈마 장비에 전자기파를 조사하여, 플라즈마에 대한 홀로그램 특성 정보를 획득하는 홀로그램 추출부, 상기 홀로그램 특성 정보로부터 신경망을 학습시키고, 상기 신경망으로부터 감시 모델을 생성하며, 상기 감시 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하는 전산지능 감시부, 상기 감시 모델을 수정하여 생성한 진단 모델로부터 상기 플라즈마 장비의 고장 원인을 진단하는 전산지능 진단부, 그리고 상기 감시 모델 또는 상기 진단 모델을 결합하여 생성한 제어 모델을 이용하여 상기 반도체 공정 특성에 대하여 최적 공정 조건을 계산하고, 상기 최적 공정 조건에 부합하도록 상기 플라즈마 장비의 공정 조건을 제어하는 전산지능 제어부를 포함한다.

효 과

[0016] 이와 같이 본 발명에 의하면, 홀로그램을 이용하여 플라즈마 입자를 3차원적으로 시각화함으로써 플라즈마 장비의 고장 여부를 정확하게 감지할 수 있다. 또한 플라즈마의 3차원 영상 정보를 전산지능을 통해 모델링 함으로써, 신속하게 플라즈마 장비의 고장 여부 감지, 고장 원인 진단 및 해결을 수행할 수 있어, 플라즈마 공정 작업의 효율성을 크게 높일 수 있다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

[0017] 그러면 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다.

[0018] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 홀로그램을 이용한 플라즈마 감시 및 제어 시스템을 나타낸 도면이다. 도 1에 따르면 본 발명의 실시예에 따른 플라즈마 감시 및 제어 시스템은 홀로그램 추출 장치(100) 및 플라즈마 장비 제어 장치(200)를 포함한다.

[0019] 홀로그램 추출 장치(100)는 홀로그램 기록부(120) 및 신호 처리부(140)를 포함한다. 홀로그램 기록부(120)는 플라즈마 장비(300) 내부에 전자기파를 조사하고, 반사된 전자기파를 이용하여 플라즈마에 대한 홀로그램 특성 정보를 획득한다. 신호 처리부(140)는 전기 신호를 디지털 신호 처리하여 홀로그램 특성 정보로부터 플라즈마의 3차원 영상을 복원한다.

[0020] 플라즈마 장비 제어 장치(200)는 전산지능 감시부(210), 전산지능 진단부(220) 및 전산지능 제어부(230)를 포함한다.

[0021] 전산지능 감시부(210)는 홀로그램 특성 정보로부터 전산 지능을 이용하여 감시 모델을 생성하며, 감시 모델로부터 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시한다. 전산지능 진단부(220)는 감시 모델을 수정하여 생성한 진단 모델로부터 플라즈마의 고장 원인을 진단한다.

[0022] 전산지능 제어부(230)는 감시 모델 또는 진단 모델을 결합하여 생성한 제어 모델을 이용하여 공정 특성에 대하여 최적 공정 조건을 계산하고, 최적 공정 조건에 부합하도록 플라즈마 장비의 공정 조건을 제어한다.

[0023] 한편, 전산지능(Computational intelligence)이란 플라즈마 영상정보를 학습과 테스트 데이터로 나누고 학습데이터를 이용하여 입자정보 상호간, 입자정보와 in-situ 센서 정보간, 그리고 입자정보와 박막특성간의 관계를 학습하고 학습된 모델을 이용하여 예측하는 시스템으로서, 신경망(Neural network)이나 퍼지논리(Fuzzy logic) 등을 포함한다.

[0024] 신경망은 입력 패턴과 출력 패턴이 맵핑(mapping)되고 이와 같은 과정의 반복을 통하여 신경망은 입력 패턴과 출력 패턴과의 관계에 대하여 학습하게 된다. 그리고 학습된 관계를 이용하여 추후에 입력되는 패턴에 대해 출력을 예측하거나 가장 유사한 패턴 그룹을 찾음으로써, 입력 패턴에 대응되는 출력 패턴에 대하여 모델링 한다.

[0025] 퍼지 논리는 불분명한 상태나 모호한 상태를 이진법적 논리에서 벗어나 다치성으로 표현하는 논리 개념으로서,

각 대상이 그 그룹에 속하는 정도를 소속 함수(membership function)로 나타냄으로써 수학적으로 모델링을 할 수 있다.

[0026] 이하에서는 도 2 및 도 3을 참조하여 홀로그램 추출 장치(100)가 플라즈마 장비로부터 플라즈마의 홀로그램 영상을 추출하는 방법에 대하여 설명한다.

[0027] 도 2는 도 1에 따른 홀로그램 기록부의 구성을 나타낸 도면이다.

[0028] 도 2에 따른 홀로그램 기록부(120)는 광원(121), 빔 분할부(123), 기준 거울(125) 및 CCD 카메라(127)를 포함한다.

[0029] 도 2에 도시한 것처럼, 광원(121)에서 방사된 전자기파는 빔 분할부(123)에 입사되고, 빔 분할부(123)에 입사된 전자기파는 기준광과 물체광으로 분할된다. 빔 분할부(123)는 전자기파를 반사하여 기준광(reference beam)을 생성하고, 전자기파를 투과시켜 물체광(object beam)을 생성한다.

[0030] 도 2에서 경로①은 광원으로부터 기준광이 생성되는 경로를 나타낸다. 경로①에 따르면 광원으로부터 입사된 전자기파는 빔 분할부(123)에 의해 반사되어 기준 거울(125)로 전달된다. 기준 거울(125)로부터 반사된 전자기파는 빔 분할부(123)를 통과하여 CCD 카메라(127)로 전달된다.

[0031] 경로②는 광원으로부터 물체광이 생성되는 경로를 나타낸다. 경로②에 따르면 광원으로부터 입사된 전자기파는 빔 분할부(123)와 촬영 대상물인 플라즈마 장비(300) 내의 플라즈마로 전달된다. 더욱 정확하게 설명하면 전자기파는 빔 분할부(123)와 윈도우를 통과하여 플라즈마 장비(300)에 포함된 플라즈마 챔버 내의 플라즈마로 전달된다. 여기서, 플라즈마 장비(300)로 진행되는 방향이 플라즈마 장비(300)의 깊이 방향 좌표 z 에 대응한다.

[0032] 플라즈마 장비(300)로부터 반사된 전자기파는 빔 분할부(123)에 의해 반사되어 CCD 카메라(127)로 전달된다. 여기서 경로①에 의해 생성된 기준광과 경로②에 의해 생성된 물체광은 상호 간섭되고, 빔 분할부(123)에서 간섭된 기준광과 물체광은 CCD 카메라(127)에 전달된다. 이때, CCD 카메라(127)에 전달된 기준광과 물체광의 간섭패턴은 다음의 수학적 식 1로 표현된다.

수학적 식 1

[0033]
$$I_o = |R|^2 + |O|^2 + R \cdot O^* + R^* \cdot O$$

[0034] 여기서 R 과 O 는 각각 기준광과 물체광을 나타내며, R' 와 O' 는 각각 기준광과 물체광의 켈레 복소수를 나타낸다. 물체광은 플라즈마의 3차원 영상을 홀로그램 정보 형태로 가지고 있다.

[0035] 여기서, CCD 카메라(127)로 전달되는 기준광과 물체광의 간섭 패턴은 2차원 홀로그램 영상으로 되어 있으므로, CCD 카메라(127)는 간섭 패턴을 전기 신호로 변환하여 신호 처리부(140)로 전달한다.

[0036] 신호 처리부(140)는 간섭 패턴의 정보를 갖고 있는 전기 신호를 디지털 신호 처리하여 플라즈마의 3차원 영상을 수치적 방법으로 복원한다. 수치적 복원 방법은 다음의 수학적 식 2로 표현된다.

수학적 식 2

[0037]
$$I_z = I_o \odot h_z$$

[0038] 여기서 $\odot$ 는 콘볼루션 연산자이고, h_z 는 깊이 방향 좌표 z 에서 자유공간 임펄스 응답함수이고, I_z 는 깊이 방향 좌표 z 에 복원된 물체의 영상을 나타낸다. 수학적 식 2에 따른 수치적 복원은 홀로그램에 기준광을 입사시켜 물체의 3차원 영상을 복원하는 광학적 방법의 홀로그램 복원에 대응하는 수치적 연산 방법으로, 회절 이론을 이용한 디지털 빛 전파(back propagation)에 대응하며 프레넬 변환(Fresnel transformation)을 이용할 수 있다.

[0039] 또한 인코딩된 패턴의 복원은 프레넬렛 해석(Fresnellet analysis), 웨이브 렛 해석(wavelet analysis), 호겔(Hogel)(홀로그래픽 요소(holographic element)), 다단계 프레넬 도파(Multi-step Fresnel Propagation), 각 스펙트럼에 기반한 패스트 푸리에 변환(Fast Fourier Transformation based angular spectrum) 방법, 직접 적분법(direct integration) 그리고 역 스캐터링(inverse scattering)을 포함한 다양한 알고리즘을 이용해 구현될 수 있다.

[0040] 신호 처리부(140)는 복원된 영상을 수평(x , y) 및 깊이(z)에 따라 도 3과 같이 블록화하고 각 블록의 영상 세기

를 총합해 각 블록의 영상 신호 에너지를 구한다.

[0041] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 복원된 3차원 홀로그램 영상을 블록화하는 것을 설명하기 위한 도면이다. 신호 처리부(140)는 z 축에 대하여 복원된 3차원 영상에 대하여 각 블록 별로 에너지를 연산하여 플라즈마 장비 제어 장치(200)로 전달한다. 여기서, 플라즈마 장비 제어 장치(200)로 입력되는 홀로그램 특성 정보는 플라즈마에 포함되는 파티클의 3차원 위치 정보, 파티클의 위치에 따른 반사율 또는 투과율을 포함한다.

[0042] 이외에도 파티클의 위치정보는 Wigner distribution 또는 wavelet 변환과 같은 신호의 각 지점에 따른 주파수 분포를 들어내주는 연산을 이용해 레코딩된 홀로그램의 공간에 따른 공간 주파수 변화를 공간-주파수 영역에서 추출해낼 수 있음은 물론이다.

[0043] 이하에서는 복원된 홀로그램 특성 정보를 이용하여 플라즈마 장비 제어 장치(200)가 플라즈마 장비의 고장 여부를 감시하고 고장 원인의 진단 및 공정 조건을 제어하는 방법에 대하여 설명한다. 설명의 편의상 장비 제어 장치(200)가 전산지능 중에서 신경망을 이용하여 모델링을 수행하는 것으로 설명한다.

[0044] 도 4는 도 1에 따른 전산지능 감시부의 구성을 나타내는 도면이다. 도 4에 도시한 것처럼, 전산지능 감시부(210)는 학습패턴 구성부(212), 신경망 모델링부(214), 감시 판단부(216) 및 조기 경보부(218)를 포함한다.

[0045] 학습패턴 구성부(212)는 홀로그램 플라즈마 특징 정보로부터 신경망 학습을 위한 학습데이터와 학습된 모델의 적합성 판단을 위한 테스트 데이터를 생성한다. 각 학습과 테스트를 구성하는 특징 벡터(vector)는 입력과 출력 정보로 구성되거나 입력 정보만으로 구성될 수 있다. 즉 홀로그램 정보의 특징 벡터의 입력은 1차원, 2차원 또는 3차원의 정보로 표현될 수 있으며, 3차원의 경우에 대해 다음의 수학식 3과 같이 표현된다.

수학식 3

[0046] $(x_1, x_2, \dots, x_l, y_1, y_2, \dots, y_m, z_1, z_2, \dots, z_n)$

[0047] 여기서 l, m, n 은 각각 x, y , 그리고 z 축의 좌표를 의미한다. x 와 y 의 값은 해당 위치에 플라즈마 파티클 입자가 위치할 경우에 “1”, 위치하지 않을 경우 “0”를 가질 수 있으며, 그 역의 값을 가질 수 있다.

[0048] 출력의 경우 플라즈마가 정상일 때 비정상일 때의 두 가지 경우로 구분할 수 있으며, 이를 각각 “0”와 “1”로, 또는 그 역으로 표현할 수 있다. 이 방식의 경우 플라즈마 이상 상태(Anomaly)와 관련한 홀로그램 특징 데이터를 확보하는 것이 용이하지 않을 수 있으므로, 경우에 따라서는 플라즈마 이상 상태를 전술한 2가지 경우 이외에 더 세분해서 표현할 수 있다. 따라서 신경망 모델링을 위한 홀로그램 특징 벡터는 다음의 수학식 4와 같이 표현된다.

수학식 4

[0049] $(x_1, x_2, \dots, x_l, y_1, y_2, \dots, y_m, z_1, z_2, \dots, z_n): 0 \text{ (또는 } 1)$

[0050] 이러한 특징벡터를 가지는 학습과 테스트 데이터를 가지고 신경망 모델을 개발할 때 신경망의 전체 입력 뉴런의 수는 $l+m+n$ 의 수로 결정되고 출력뉴런은 1과 2로 구성될 수 있다. 출력뉴런의 수가 2개인 경우보다 1개인 경우 감시와 진단 성능의 개선과 판단이 용이하여 출력뉴런의 수가 1개인 신경망을 기본 모델로 결정한다. 전술한 바와 같이 홀로그램 특징 벡터는 입력 정보만으로 구성될 수 있다. 이 경우 신경망 모델 개발에 이용되는 홀로그램 특징 벡터는 다음의 수학식 5와 같이 표현된다.

수학식 5

[0051] $(x_1, x_2, \dots, x_l, y_1, y_2, \dots, y_m, z_1, z_2, \dots, z_n)$

[0052] 홀로그램 특징 벡터에는 노이즈(noise)가 포함될 수 있으며, 노이즈를 제거하거나 줄일 수 있다. 학습패턴의 필터링에서는 준비된 홀로그램 특징벡터의 노이즈를 줄이기 위한 신호처리 기법을 적용한다. 예컨대, 웨이블릿(Wavelet) 기법을 적용하여 노이즈를 줄일 수 있으며, 노이즈를 줄일 수 있는 다양한 기법들은 당업자라면 용이하게 알 수 있으므로, 이에 대한 상세한 설명은 생략한다.

[0053] 학습패턴 필터링된 학습패턴 구성부(212)를 통해 구성된 학습과 테스트 패턴은 신경망 모델 개발을 위해 이용된다.

[0054] 신경망의 경우 크게 감독형(Supervised)과 비감독형(Unsupervised)으로 구분되며, 경우에 따라서는 감독형과 비

감독형을 결합한 구조가 이용되기도 한다.

- [0055] 감독형 신경망의 경우 특징 벡터는 입력 패턴과 출력 패턴으로 구성되며, 비감독형 신경망의 경우 특징 벡터는 단지 입력 패턴으로만 구성된다. 감독형 신경망 중 가장 광범위하게 이용되는 구조는 역전파(Backpropagation) 신경망이며, 이외에 Radial basis function network과 Generalized regression neural network 등이 있다.
- [0056] 도 5는 본 발명의 실시예를 설명하기 위한 역전파 신경망의 구조를 나타낸 도면이다. 도 5에 따르면, 역전파 신경망은 입력층, 은닉층, 그리고 출력층으로 구성된다. 은닉층의 수는 일반적으로 하나를 이용하지만 2개 이상도 이용될 수 있다. 입력층 뉴런의 수는 특징벡터를 구성하는 모든 원소의 수, 즉 $1+m+n$ 의 수와 일치하며, 출력층 뉴런의 수는 1 또는 2개이다. 경우에 따라서는 Bias 뉴런이 은닉층과 출력층의 뉴런들에 연결되는 구조가 이용될 수 있다. 역전파 신경망을 이용할 경우 학습에 이용되는 가장 전형적인 학습알고리즘에는 Generalized delta rule이 있으며 학습에 이를 적용한다.
- [0057] 역전파 신경망의 경우 학습 성능을 최적화함으로써, 감시와 진단 성능을 향상시킬 수 있다. 역전파 신경망의 경우 학습에 영향을 주는 인자에는 학습 허용도, 은닉층의 뉴런수, 초기 웨이트의 크기, 뉴런 활성화 함수의 경사등이 있다. 역전파 신경망의 학습 성능을 최적화하기 위해서는 각 인자의 값을 변화시키면서 최적화할 있으며, 유전자 알고리즘과 같은 최적화 기법을 적용할 수 있다.
- [0058] 모델링 과정은 학습과 테스트 과정으로 구성된다. 학습 과정에서는 전술한 Generalized delta rule과 학습데이터를 이용하여 모델을 개발하고 학습이 끝나면 테스트 데이터를 이용해서 모델의 감시와 진단 성능을 평가한다. 평가의 경우 일반적으로 Root-Mean-Squared Error(RMSE)가 이용되며, 이외에도 모델 예측치와 실제치의 차이를 이용한 다른 평가식이 이용될 수 있다.
- [0059] 도 6은 도 1에 따른 신경망 모델링부의 구성을 나타낸 도면이다.
- [0060] 신경망 모델링부(214)에 포함되는 신경망 감시 모델은 도 6과 같이 4 종류의 모델로 구분된다. 제1 감시 모델링부(214a)는 공정변수와 홀로그래프 패턴간의 관계를 모델링하며, 제2 감시 모델링부(214b)는 공정 중에 수집되는 홀로그래프 패턴을 모델링하며, 제3 감시 모델링부(214c)는 공정 중에 수집되는 다른 in-situ 센서 정보, 즉 optical emission spectroscopy 또는 ion energy (또는 gas) analyzer와 홀로그래프 패턴간의 관계를 모델링하며, 제4 감시 모델링부(214d)는 홀로그래프 패턴과 in-situ 센서정보와 박막특성간의 관계를 모델링한다.
- [0061] 설명의 편의상 제1 감시 모델링부(214a), 제2 감시 모델링부(214b), 제3 감시 모델링부(214c), 그리고 제4 감시 모델링부(214d)에 의해 개발된 모델을 각각 "제1 감시 모델", "제2 감시 모델", "제3 감시 모델", 그리고 "제4 감시 모델"이라 한다.
- [0062] 여기서, 입력 패턴만으로 구성되는 제2 감시 모델링부(214b)는 비감독형 또는 감독형 신경망을 적용할 수 있고, 입력과 출력패턴으로 구성되는 제1 감시 모델링부(214a), 제3 감시 모델링부(214c), 그리고 제4 감시 모델링부(214d)는 감독형 신경망을 적용한다.
- [0063] 홀로그래프 특징벡터가 입력 패턴만으로 구성된 제2 감시 모델링부(214b)의 경우 Self-organizing map과 같은 비감독형 신경망을 이용할 수 있지만, 이 경우 모델 성능은 감독형 모델에 비해 저하되는 경향이 있다. 여기서 입력 패턴은 플라즈마가 정상일 때 수집되는 패턴이다. 따라서 입력 패턴만으로 구성된 특징 벡터에 대해서도 역전파 신경망과 같은 감독형 신경망을 이용하여 모델링을 하며, 이 경우 시계열(Time Series) 신경망을 이용한다. 시계열 신경망은 3 종류로 구성되며, 이는 자기상관 (Auto-correlated) 모델, 교차상관 (Cross-correlated) 모델, 자기-교차 상관 (Auto-Cross Correlated) 등이다.
- [0064] 홀로그래프 특징 인자, 예컨대 특정위치에 분포되어 있는 입자의 반사율 또는 투과율에 관한 시간에 따른 정보는 각각 하나의 센서정보로 간주할 수 있으며, 이 경우 자기상관 모델 구조를 적용한다. 즉 입자의 특징 인자 수에 따라, 예컨대 특징 인자의 수가 n 개일 경우 n 개의 모델을 개발할 수 있게 된다. 또한, 홀로그래프로 추출된 특정위치에서의 각 입자의 특징 정보(예컨대, 입자의 크기, 깊이, 또는 정상위치에서의 변이)의 시간에 따른 정보도 하나의 센서 패턴이 되며, 이러한 입자가 m 개일 경우 각 m 개의 패턴에 대해서도 시계열 모델을 개발할 수 있다.
- [0065] 한편, 여러 개의 특징 인자 중 특정 인자를 예측하는 데에 그 특정 인자와 다른 인자에 관한 정보가 이용될 수 있으며, 이 경우 자기-교차 상관 모델을 적용한다. 이 경우에도 특징 인자의 수가 n 일 경우 n 개의 자기-교차상관 모델이 이용된다. 특정 인자를 다른 인자정보를 이용하여 예측할 경우 교차상관모델이 적용되며 이 경우에

도 n개의 인자에 대해 n개의 모델이 이용된다.

[0066] 도 7은 역전과 신경망 구조를 가진 자기 상관 시계열 모델을 개발하기 위한 구조를 나타낸 도면이다. 도 7에 따른 자기 상관 시계열 모델은 j번째의 특징 인자, 즉 S_j 의 미래 시간, 즉 $t+k$ 에서의 정보를 동일 특징 인자의 현재 시간(t)과 과거 정보($t-m$)를 이용하여 예측하는 구조이다. 도 6에서와 같이 원래의 입력 패턴만으로 구성된 홀로그래프 특징 벡터는 학습패턴 구성부(212)를 통해 입력과 출력패턴으로 구성되며, 따라서 감독형 신경망을 적용할 수 있게 된다.

[0067] 학습과 테스트 데이터의 구성은 시계열 모델의 기본 인자인 (m, k)에 의해 결정된다. 여기서 m 은 모델개발에 이용되는 과거 정보의 양을 지칭하며, k 는 예측치가 발생하는 과거 시점을 지칭한다. (m, k)의 조합에 따라 구성되는 학습과 테스트 데이터는 달라지며, 또한 개발된 모델성능도 차이가 생기게 된다. 따라서 모델성능을 최적화하기 위해 (m, k)값을 변화시키면서 모델성능을 평가하고 최적화된 (m, k)를 결정할 수 있다.

[0068] 입출력 패턴으로 구성된 감시 모델, 즉 제1 감시 모델링부(214a), 제3 감시 모델링부(214c), 그리고 제4 감시 모델링부(214d)는 자기상관 또는 교차상관모델을 이용하여 모델링한다. 제1 감시 모델링부(214a)의 경우 입력 패턴은 공정 또는 장비 변수의 실시간 정보이며 출력 패턴은 홀로그래프 특징 정보이다. 제3 감시 모델링부(214c)의 경우, 입력패턴은 in-situ 센서 정보이며, 출력 패턴은 홀로그래프 특징 정보가 된다. 제4 감시 모델링부(214d)의 경우, 입력 패턴은 홀로그래프 특징 정보이며 출력 패턴은 박막 특성, 예컨대 식각률, 증착률, 또는 박막 특성의 비균일도 등이 될 수 있다. 제4 감시 모델링부(214d)의 경우 박막특성 데이터는 공정 중에 수집되는 시변 특성 또는 공정 후에 측정되는 특성일 수 있다.

[0069] 한편, 도 4에 따른 감시 판단부(216)는 모델링된 판단 모델을 이용하여 플라즈마 상태를 평가하는 기능을 수행한다. 감시 모델을 통한 플라즈마 상태의 평가는 공정 중이나 공정 후에 이루어진다. 평가 기준은 모델 예측치가 “0”과 “1” 사이의 값을 발생하는 제1 평가 모델과 RMSE로 표현되는 제2 평가 모델에 따라 다르게 적용되며, 이 두 종류의 평가 모델은 개별적으로 또는 함께 운용될 수 있다.

[0070] 출력이 “정상 (0)”와 “비정상(1)” 사이의 값을 발생하는 제1 평가 모델에서 임의의 시점에서 수집한 홀로그래프 특징 벡터를 제1 평가 모델에 인가하였을 때, 모델 예측치가 임계점($=0.5$)를 벗어나면 비정상으로 판단할 수 있다.

[0071] RMSE를 기준으로 감시하는 제2 평가 모델의 경우, 다수의 반복된 실험을 통해 정상 상태에 해당하는 RMSE의 범위를 결정한다. 이를 위해서는 정상상태에서 가동 중인 플라즈마 장비로부터 이에 해당하는 홀로그래프특징 패턴을 수집하고, 이를 제2 평가 모델에 인가하여 다수의 RSME 값을 구한다. 계산된 RSME를 이용하여 정상 상태에 해당하는 RMSE의 구간을 계산하여 이를 판단기준에 이용한다. 정상 상태에 해당하는 RMSE 구간은 다음의 수학적 식 6과 같이 정한다.

수학적 식 6

[0072] $RMSE_{\min} - RSME_s < RMSE^* < RMSE_{\max} + RMSE_s$

[0073] 여기서 $RMSE^*$ 는 모델 예측치와 실제 측정치간에 계산되는 에러의 크기이다. $RSME_{\min}$ 과 $RMSE_s$ 는 $RSME$ 들의 평균과 표준편차를 의미한다. 경우에 따라서는 $RSME_{\min}$ 또는 $RMSE_{\max}$ 에 스케일 변수를 추가하여 정상상태 구간을 다음의 수학적 식 7과 같이 조정할 수 있다.

수학적 식 7

[0074] $\alpha \times RMSE_{\min} < RMSE^* < \beta \times RMSE_{\max}$

[0075] 여기서 스케일변수 α 와 β 는 다른 값을 적용할 수 있으며, 그 범위는 $RSME$ 값의 크기에 따라 조정될 수 있다. 대략 $RMSE$ 값의 0.1~0.01 값을 적용할 수 있다. 이외에 모델예측치와 실제치간의 에러에 기초하여 다른 기준을 적용할 수 있다. 수학적 식 6 또는 수학적 식 7에 나타난 감시 기준은 플라즈마의 전체 입자, 또는 부분입자, 또는 각 입자의 시변 특징정보에 대해 모델링된 신경망 모델에 적용한다.

[0076] 조기 경보부(218)는 새로운 특성 패턴이 모델에 인가되었을 때 계산되는 $RSME$ 값이 수학적 식 6 또는 수학적 식 7에서 기설정된 정상상태구간에서 벗어날 경우 플라즈마 장비에 고장이 발생했다고 간주하며 경고음(Alarm)을 발생한다.

- [0077] 감시 판단부(216)는 부분입자 또는 각 입자의 시변 특징 정보에 대해 개발된 다수 모델의 경우 계산된 다수의 RMSE중 몇 개가 정상 구간에서 벗어나는 지를 먼저 확인하고, 이에 기초하여 고장 여부를 판단한다. 예컨대, p 개의 모델에 대해 p 개의 RMSE를 계산할 때 이 중 정상치를 벗어난 RMSE의 수가 전체 p의 5~10%를 차지할 경우 고장으로 진단할 수 있다. 이 비율은 공정에 따라 달리 설정할 수 있다.
- [0078] 조기 경보부(218)가 경고음을 발생할 경우, 진행되는 공정을 중단하거나 공정이 끝난 경우 챔버로 반입되는 웨이퍼의 이동을 중지시킬 수 있다. 조기 경보부(218)는 경고음 발생시 해당 공정 또는 장비 엔지니어에게 이 정보를 알리는 기능을 포함한다. 실시간으로 홀로그래프 특징벡터를 인가할 경우, 본 감시기는 실시간 플라즈마 감시 기능을 수행하게 된다. 실시간으로 계산되는 RMSE나 모델에서 계산되는 예측치와 기준치와의 차이, 즉 에러를 공정 감시에 이용되는 CUSUM 제어 차트와 같은 제어차트와 연동하면 고장이 진행되는 정도를 미리 탐지할 수 있다는 점에서 플라즈마 고장의 실시간 조기 탐지가 가능하다. 이 같이, 전산지능 감시부(210)는 미래 값을 예측할 수 있는 시계열 신경망을 이용하여 플라즈마의 고장 상태를 조기에 탐지할 수 있다.
- [0079] 이하에서는 도 8 내지 도 9d를 통하여 도 1에 따른 전산지능 진단부(220)를 설명한다. 도 8은 도 1에 따른 전산지능 진단부의 구성을 나타내는 도면이고, 도 9a 내지 도 9d는 신경망 진단 모델링을 설명하기 위한 도면이다.
- [0080] 도 8에 도시한 것처럼, 전산지능 진단부(220)는 학습패턴 구성부(222), 신경망 진단 모델링부(224) 및 모델 응용 진단부(226)를 포함한다.
- [0081] 전산지능 진단부(220)는 전산지능 감시부(210)에서 경고음이 발생하여 플라즈마 고장이 탐지될 경우 그 원인을 탐지하는 기능을 수행한다. 학습패턴 구성부(222)는 홀로그래프 플라즈마 특징 정보로부터 신경망 학습을 위한 학습데이터와 학습된 모델의 적합성 판단을 위한 테스트 데이터를 생성하며, 이에 대하여 도 4를 통해 상세히 설명하였으므로 중복되는 설명은 생략한다.
- [0082] 신경망 진단 모델링부(224)는 도 9a 내지 도 9d와 같이 홀로그래프 자체 패턴과 고장 원인간의 관계에 대한 모델링(도 9a), 전산지능 감시부(210)에서 개발된 감시 모델의 역(inverse) 모델링(도 9b), 그리고 전산지능 감시부에서 개발된 감시모델에 최적화 알고리즘을 적용한 모델링(도 9c, 도 9d)을 수행한다.
- [0083] 먼저, 도 9a를 통해 홀로그래프 자체 패턴과 고장 원인간의 관계에 대하여 모델링하는 방법에 대하여 상세히 설명한다. 도 9a에 따른 모델링 방법은 도 6에서 설명한 신경망 감시 모델에 이용되는 제2 감시 모델을 수정한 진단 모델에 해당한다. 먼저 공정변수(압력, 가스 등)와 장비변수(장비부품 또는 부품 제어기)의 고장에 따른 홀로그래프 특징 패턴을 수집한다. 각 홀로그래프 특징 패턴에 대한 원인은 장비 엔지니어가 확인하여 홀로그래프 특징 패턴과 원인간의 데이터 베이스를 형성하도록 한다.
- [0084] 제2 감시 모델이 수정된 진단 모델은 특징 패턴과 원인에 대한 정보를 시간에 따라 순차적으로 데이터베이스에 갱신되는 특징이 있다. 신경망을 이용하여 고장 원인을 찾기 위해 고장에 관계된 홀로그래프 특징 패턴을 입력으로 하고 고장 원인을 출력으로 하는 학습패턴을 구성한다. 예컨대, 현재의 시점에서 수집한 플라즈마 고장에 관련한 홀로그래프 특징패턴과 고장원인이 n개가 있을 경우 신경망 진단모델의 출력은 n개로 구성이 되고 첫번째부터 n번째 고장원인에 해당하는 출력패턴은 다음의 수학적 식 8과 같이 구성된다.

수학적 식 8

- [0085] $(1\ 0\ 0\ \dots\dots 0), (0\ 1\ 0\ \dots\dots 0), (0\ 0\ 1\ \dots\dots 0), \dots\dots, (0\ 0\ 0\ \dots\dots 1)$
- [0086] 여기서, 전산지능 진단부(220)는 진단성능을 증진하기 위해 웨이브릿 기법과 같은 필터링기법을 이용할 수 있다. 학습방식과 진단 성능의 최적화 방법은 도 6을 통해 설명한 전산지능 감시부(210)의 진행 방식을 적용한다. 신경망 진단 모델링부(224)는 개발된 모델을 이용한 진단 기능을 수행한다.
- [0087] 이를 위해 전산지능 감시부(210)에서 경고음이 발생하는 순간 해당 홀로그래프 특징벡터가 모델에 인가되면 신경망 진단 모델링부(224)는 예측치를 계산한다. 모델 응용 진단부(226)는 임의의 n개의 고장원인에 대한 예측 값을 비교 평가하여 가장 많은 예측치를 가진 요소의 위치에 대한 원인을 고장 원인으로 간주한다. 예측 값이 비슷할 경우 해당 원인 모두를 점검한다.
- [0088] 신경망 진단 모델링부(224)가 고장 원인을 진단하는 다른 방법으로 도 9b와 같이 전산지능 감시부(210)에서 개발된 감시 모델을 이용하는 방법을 적용될 수 있다. 도 9b에 따른 모델링 방법은 전산지능 감시부(210)에서 개발된 감시 모델의 역(inverse) 모델링 방법을 설명하기 위한 도면이다.

- [0089] 신경망 진단 모델링부(224)는 전산지능 감시부(210)의 제1 감시 모델링부(214a), 제3 감시 모델링부(214c), 그리고 제4 감시 모델링부(214d)에 의해 모델링된 제1 감시 모델, 제3 감시 모델 및 제4 감시 모델에 대한 역모델을 감독형 신경망을 이용하여 모델링한다. 여기서, 시계열 신경망을 적용할 경우 자기상관 또는 교차상관 모델을 적용한다. 수집된 시변 센서에 대한 통계적인 양들을 구해 그림 3과 같은 일반적인 감독형 신경망을 적용할 수도 있다.
- [0090] 설명의 편의상 제1 감시 모델, 제3 감시 모델, 그리고 제4 감시 모델에 대한 역모델을 각각 "제1 역모델", "제3 역모델", 그리고 "제4 역모델"이라 한다. 여기서 제1 역모델, 제3 역모델, 그리고 제4 역모델의 입출력패턴은 제1 감시 모델, 제3 감시 모델, 그리고 제4 감시 모델과는 반대 패턴을 가진다.
- [0091] 구체적으로 제1 역모델에는 홀로그래프 패턴이 입력되고, 공정 변수가 출력된다. 즉 수집된 홀로그래프 패턴을 역모델-1에 인가하여 고장 원인을 즉시에 전달할 수가 있다. 제3 역모델의 경우 입력 패턴은 홀로그래프 패턴이 되고, 출력 패턴은 인-시츄 센서패턴이 된다. 제3 역모델을 적용하면 고장 홀로그래프 패턴의 원인이 되는 플라스마 정보, 즉 라디칼 또는 이온 정보를 진단할 수 있다. 제3 역모델은 다른 모델, 즉 인-시츄 패턴과 공정변수간의 관계를 모델링한 제5 역모델과 연동하여 고장원인을 진단할 수 있다. 즉 제3 역모델에서의 예측된 cb-센서정보를 제 5역모델에 입력하여 고장 원인인 공정 변수를 확인할 수 있다.
- [0092] 제4 역모델의 경우 입력 패턴은 박막 특성 정보가 되며 출력 패턴은 홀로그래프 패턴이 된다. 제4 역모델의 경우 제1 역모델과 연동하여 고장원인을 진단한다. 즉 고장 플라스마에 대한 박막특성정보를 제4 역모델에 인가하여 예측된 홀로그래프 패턴을 수집하고 이를 제1 역모델에 인가하여 고장 원인인 공정 변수를 진단한다.
- [0093] 신경망 진단 모델링부(224)가 고장 원인을 진단하는 또 다른 방법으로 도 9c 및 도 9d와 같이 신경망 감시 모델에 최적화 알고리즘을 적용하는 방법이 있다. 도 9c 및 도 9d에 따른 모델링 방법은 신경망 감시 모델에 최적화 알고리즘을 적용하여 고장원인을 진단하는 방법이다.
- [0094] 최적화 알고리즘은 수집된 고장 플라스마에 대한 홀로그래프 패턴과 박막 특성에 대해 이를 만족하는 공정 변수를 계산한다. 우선 도 9c에 따르면 제1 감시 모델에 최적화 알고리즘을 적용할 경우 입력되는 홀로그래프 특성에 대한 공정 변수를 계산한다. 또한 도 9d에 따르면 제4 감시 모델에 최적화 알고리즘을 적용할 경우에는 측정된 박막특성을 만족하는 홀로그래프 패턴이 계산된다. 여기에 계산된 홀로그래프 패턴을 제1 역모델을 적용하여 고장원인을 진단하거나, 제1 감시모델에 인가하고 다시 최적화 알고리즘을 적용하여 고장원인을 진단할 수 있다.
- [0095] 이하에서는 도 10을 통하여 도 1에 따른 전산지능 제어부(230)를 설명한다. 도 10은 도 1에 따른 전산지능 제어부의 구성을 나타내는 도면이다. 도 10에 도시한 것처럼, 전산지능 제어부(230)는 다양한 형태의 제어 모델을 통하여 전산지능 감시부(210)와 전산지능 진단부(220)를 통해 확인된 고장원인을 제거하고, 공정 중 특정 박막 특성을 얻기 위해 플라스마와 공정 변수를 조절한다.
- [0096] 전산지능 제어부(230)는 전산지능 진단부(220)를 거쳐 확인된 고장 원인이 되는 공정 변수를 정상 상태의 값에 일치하게 조정한다. 여기서, 특정 박막 특성을 실시간으로 제어하기 위해서는 공정 변수와 홀로그래프 특징 패턴, 그리고 박막 특성간의 관계를 체계적으로 모델링 한다.
- [0097] 원하는 박막특성조건이 주어질 경우, 도 10과 같이 제4 역모델을 적용하여 홀로그래프 패턴을 예측한다. 또는 전산지능 제어부(230)는 제4 감시 모델에 최적화 알고리즘을 적용하여 홀로그래프 패턴을 예측한다. 전산지능 제어부(230)는 예측된 홀로그래프 패턴을 제1 역감시 모델에 인가하여 이를 만족하는 공정 변수 조건을 예측한다. 이때 제1 감시모델에 최적화 알고리즘을 적용하여 공정변수조건을 예측할 수 있다.
- [0098] 또한 제4 역모델에 의하여 예측된 홀로그래프 패턴을 제3 역모델에 인가하고 그 예측된 결과를 다시 제5 역모델에 인가하여 공정조건을 예측한다. 공정 조건과 시변 박막 특성간의 관계에 대한 모델을 제6 모델이라 정의하고, 제6 모델의 역모델을 제6 역모델이라고 정의한다. 이 경우 제6 모델에 최적화 알고리즘을 적용하거나, 제6 역모델을 직접 적용하여 공정변수를 예측할 수 있다. 예측된 공정 변수 조건에 공정 변수를 맞추는 제어 작용을 시간별 원하는 공정특성에 따라 수행한다. 이러한 방식은 공정이 진행 중이거나 때 웨이퍼 별로 적용할 수 있다.
- [0099] 즉 공정 진행 중에 요구되는 박막특성을 위해 공정 조건을 변화시킬 수 있다. 또한 웨이퍼 공정별로 적용하여 적용되는 공정 조건을 보정해 줄 수 있으며, 이에 따라 run-to-run 웨이퍼 제어 기능을 수행할 수 있다. 즉 공정이 끝난 후 수집된 박막 특성으로부터 공정 조건을 예측할 수 있으며, 이를 현재 적용하고 있는 공정조건과 비교하여 현재의 조건과 벗어날 경우 그 차이를 보정할 수 있다.

[0100] 이와 같이 본 발명의 실시예에 의하면, 홀로그래를 이용하여 플라즈마 입자를 3차원적으로 시각화함으로써 플라즈마 장비의 고장 여부를 정확하게 감지할 수 있다. 또한 플라즈마의 3차원 영상 정보를 신경망에 입력하여 모델링 함으로써, 신속하게 플라즈마 장비의 고장 여부 감지, 고장 원인 진단 및 해결을 수행할 수 있어, 플라즈마 공정 작업의 효율성을 크게 높일 수 있다.

[0101] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 다른 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

도면의 간단한 설명

[0102] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 홀로그래를 이용한 플라즈마 감시 및 제어 시스템을 나타낸 도면이다.

[0103] 도 2는 도 1에 따른 홀로그래 기록부의 구성을 나타낸 도면이다.

[0104] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 복원된 3차원 홀로그래 영상을 블록화하는 것을 설명하기 위한 도면이다.

[0105] 도 4는 도 1에 따른 전산지능 감시부의 구성을 나타내는 도면이다.

[0106] 도 5는 본 발명의 실시예를 설명하기 위한 역전과 신경망의 구조를 나타낸 도면이다.

[0107] 도 6은 도 1에 따른 신경망 모델링부의 구성을 나타낸 도면이다.

[0108] 도 7은 역전과 신경망 구조를 가진 자기 상관 시계열 모델을 개발하기 위한 구조를 나타낸 도면이다.

[0109] 도 8은 도 1에 따른 전산지능 진단부의 구성을 나타내는 도면이다.

[0110] 도 9a 내지 도 9d는 신경망 진단 모델링을 설명하기 위한 도면이다.

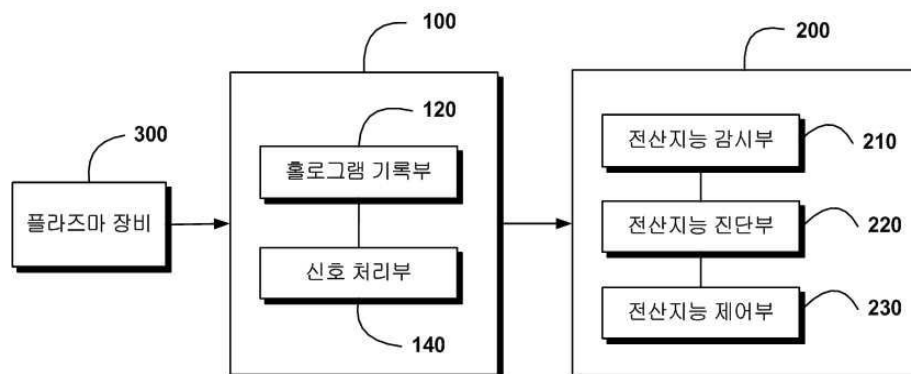
[0111] 도 10은 도 1에 따른 전산지능 제어부의 구성을 나타내는 도면이다.

[0112] <도면의 주요부분에 대한 부호의 간단한 설명>

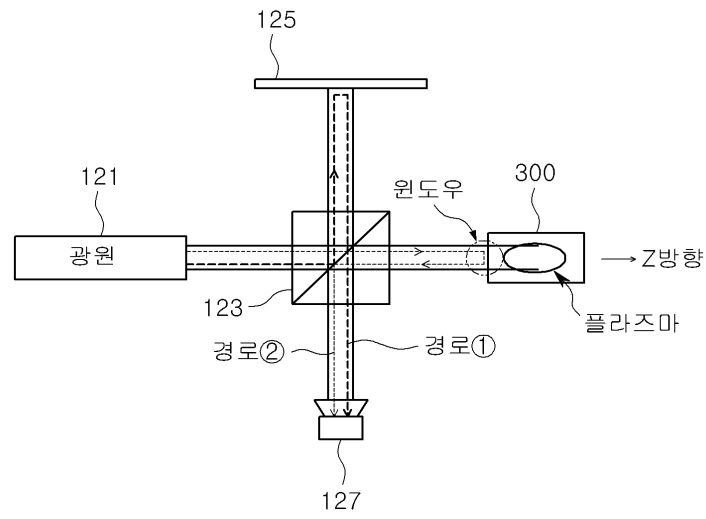
[0113] 100: 홀로그래 추출 장치	120: 홀로그래 기록부
[0114] 140: 신호 처리부	200: 플라즈마 장비 제어 장치
[0115] 210: 전산지능 감시부	220: 전산지능 진단부
[0116] 230: 전산지능 제어부	300: 플라즈마 장비

도면

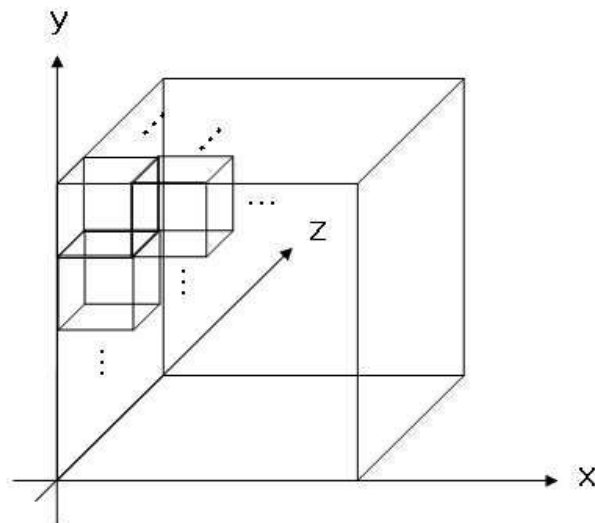
도면1



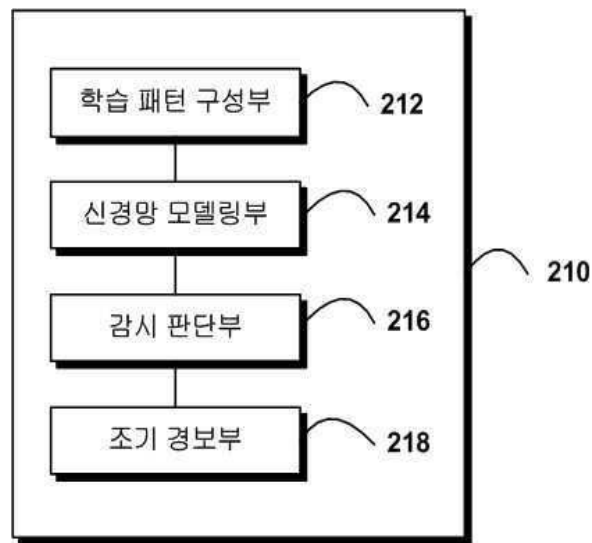
도면2



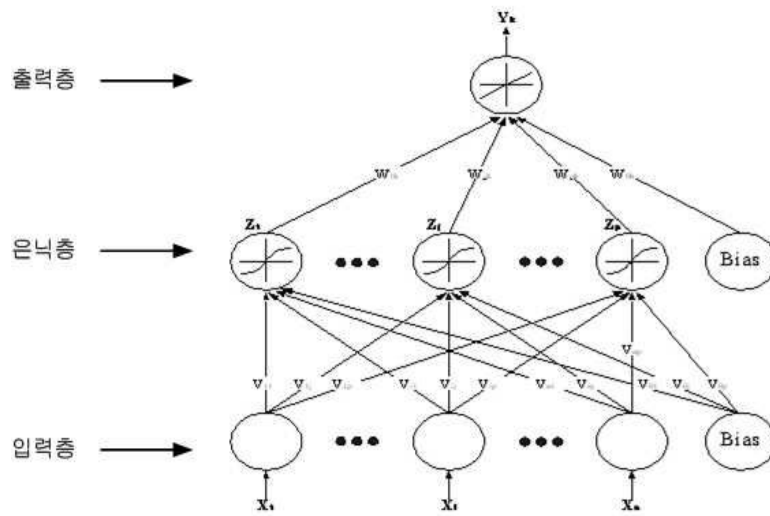
도면3



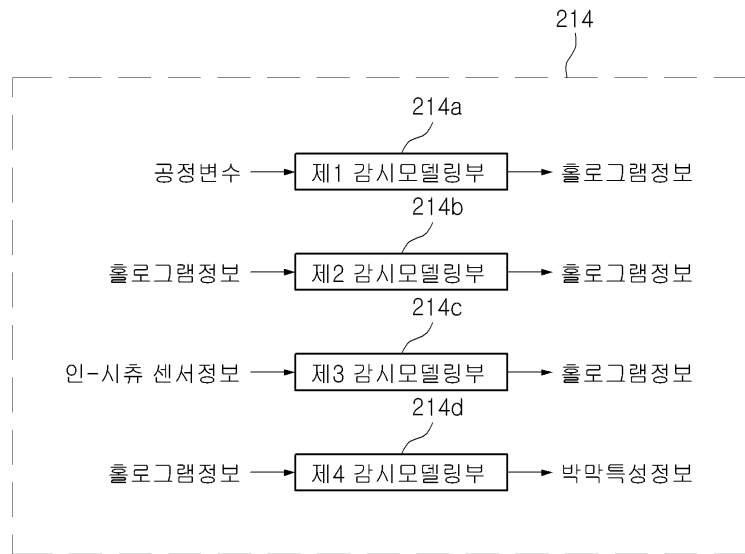
도면4



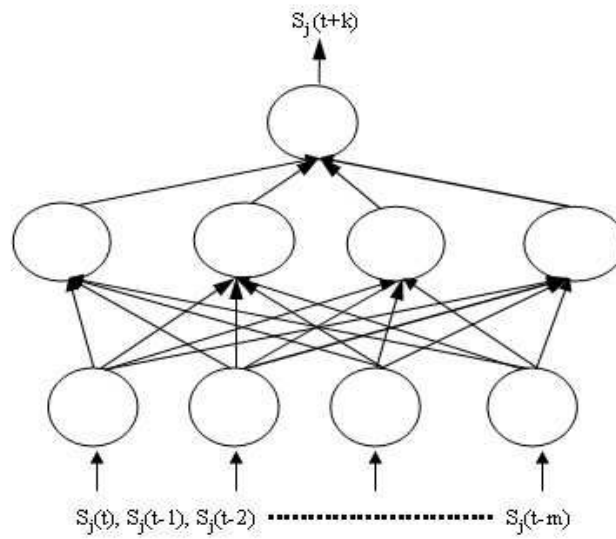
도면5



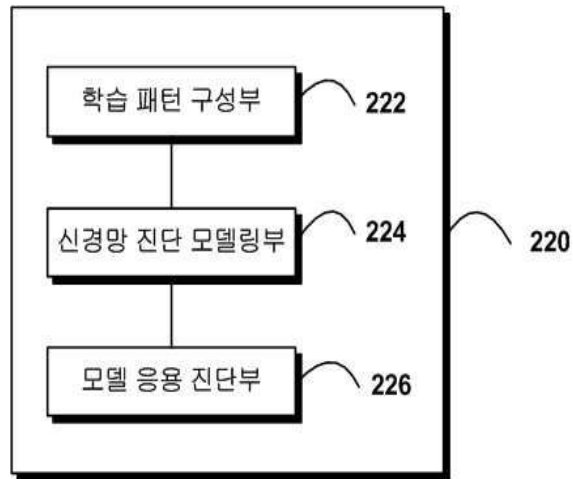
도면6



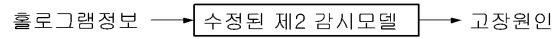
도면7



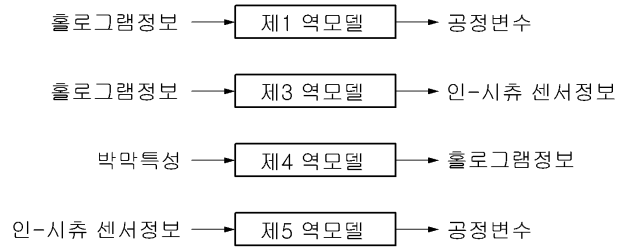
도면8



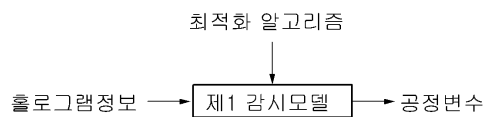
도면9a



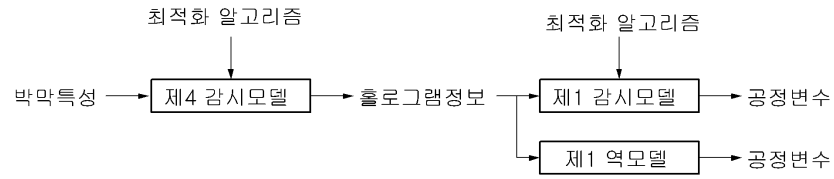
도면9b



도면9c



도면9d



도면10

