(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2017년04월04일
(11) 등록번호 10-1722871
(24) 등록일자 2017년03월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 15/18 (2017.01) *G06N 99/00* (2010.01)
(52) CPC특허분류
G06F 15/18 (2013.01)
G06N 99/005 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2016-0033425
(22) 출원일자 2016년03월21일
심사청구일자 2016년03월21일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020150049511 A*
KR1020110080246 A*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌
기술이전 희망 : **기술양도**

(73) 특허권자
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
김종면
경상남도 양산시 삼호로 74, 101동 303호 (삼호동, 웅상신도시푸르지오아파트)
김재영
부산광역시 수영구 과정로73번길 30, 2층 (망미동)
(74) 대리인
김종선, 이형석

전체 청구항 수 : 총 11 항 심사관 : 홍경아

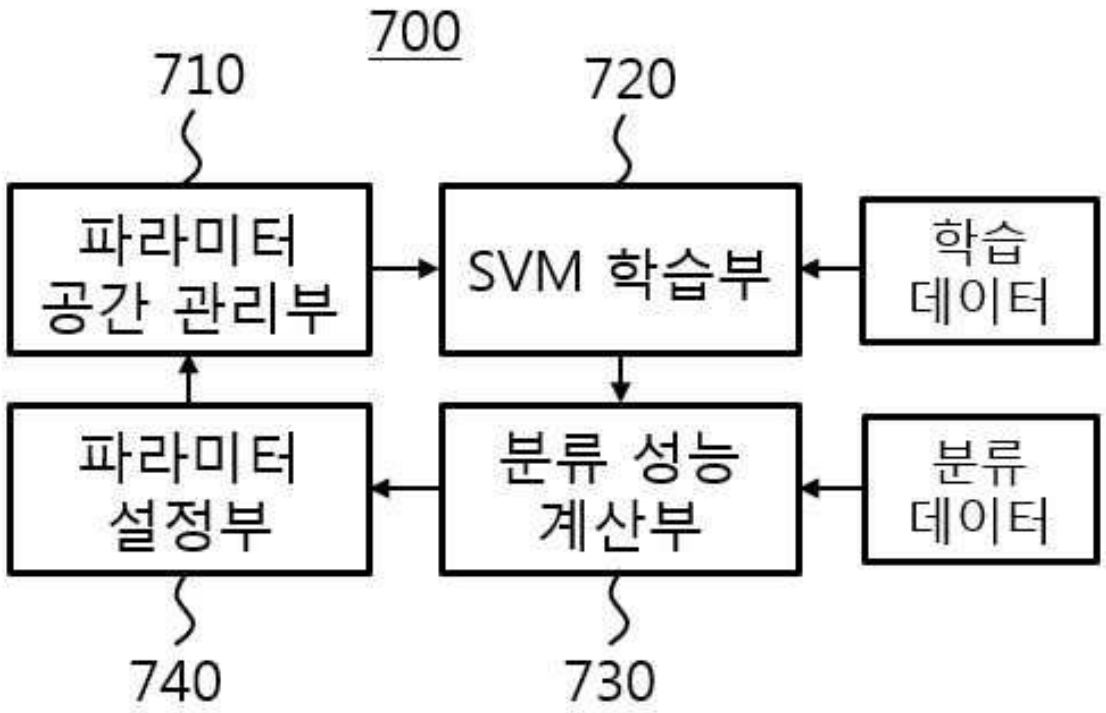
(54) 발명의 명칭 **서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 명세서는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 초기 위치를 현재 위치로 지정하여 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 파라미

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도7



터 공간 관리부; 상기 추출된 제1 및 제2 파라미터 값을 이용하여 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신(SVM)을 학습하는 SVM 학습부; 상기 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 분류 성능 계산부; 및 상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고 상기 비교 결과에 따라 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 파라미터 설정부를 포함한다.

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711022714
부처명	미래창조과학부
연구관리전문기관	한국연구재단
연구사업명	핵심연구지원사업
연구과제명	모바일 멀티미디어 신호처리를 위한 최적의 매니코어-CPU 이기종 시스템 개발
기 여 율	1/1
주관기관	울산대학교
연구기간	2015.05.01 ~ 2016.04.30

명 세 서

청구범위

청구항 1

서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 초기 위치를 현재 위치로 지정하여 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 파라미터 공간 관리부;

상기 추출된 제1 및 제2 파라미터 값을 이용하여 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신(SVM)을 학습하는 SVM 학습부;

상기 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 분류 성능 계산부; 및

상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고 상기 비교 결과에 따라 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 파라미터 설정부를 포함하고,

상기 파라미터 공간 관리부는, 상기 현재 위치를 임의 위치 또는 기설정된 공간 위치로 지정하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 파라미터 공간 관리부는,

상기 서포트 벡터 머신에서의 초평면 생성을 위한 최적화 함수에서 분류 오류 패널티인 제1 파라미터와, 라그랑제 쌍대형식으로 변형된 최적화 함수에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터를 격자 구조의 파라미터 공간에서 추출하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 분류 성능 계산부는

상기 현재 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 현재 위치에서 상하좌우 방향, 대각선 방향 또는 모든 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능 및 상기 계산된 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 분류 성능 계산부는

상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 이상인지를 확인하고,

상기 파라미터 공간 관리부는 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 미만이면 상기 현재 위치에서 임의 방향으로의 위치를 현재 위치로 재설정하고, 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 파라미터 공간 관리부는

상기 비교된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값의 비교 결과, 상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값을 초과하면 분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정하고, 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 파라미터 설정부는

상기 비교된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값의 비교 결과, 상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하이면 상기 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치.

청구항 8

서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 초기 위치를 현재 위치로 지정하여 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계;

상기 추출된 제1 및 제2 파라미터 값을 이용하여 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신을 학습하는 단계;

상기 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 단계; 및

상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고 상기 비교 결과에 따라 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 단계를 포함하고,

상기 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계는, 상기 현재 위치를 임의 위치 또는 기설정된 공간 위치로 지정하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법.

청구항 9

삭제

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계는,

상기 서포트 벡터 머신에서의 초평면 생성을 위한 최적화 함수에서 분류 오류 패널티인 제1 파라미터와, 라그랑제 쌍대형식으로 변형된 최적화 함수에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터를 격자 구조의 파라미터 공간에서 추출하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 분류 성능 차이값을 계산하는 단계는

상기 현재 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 현재 위치에서 상하좌우 방향, 대각선 방향 또는 모든 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능 및 상기 계산된 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법.

청구항 12

제8항에 있어서,

상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 이상인지를 확인하는 단계;

상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 미만이면, 상기 현재 위치에서 임의 방향으로의 위치를 현재 위치로 재설정하는 단계; 및

상기 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계는 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 단계

를 더 포함하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법.

청구항 13

제8항에 있어서,

상기 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 단계는

상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하는 단계;

상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하이면 상기 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 단계;

상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값을 초과하면 분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정하는 단계; 및

상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 단계

를 포함하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 명세서는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터를 신속하게 설정할 수 있는, 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM)은 기계 학습 알고리즘 중 하나로 패턴 인식에 주로 사용된다.

[0003] 서포트 벡터 머신은 문자 인식(hand-writing text, printed text) 분야, 물체 인식 분야, 기계 상태 진단 분야, 음성 인식 분야, 의학 영상 분석 분야 등 다양한 분야에서 활용되고 있다.

[0004] 여기서, 문자 인식 분야는 기존에 쓰인 문자들의 패턴을 학습하여 새로 입력된 문자를 인식하는 분야를 나타낸다.

[0005] 물체 인식 분야는 촬영한 물체 이미지들의 패턴을 학습하여 새로 입력된 물체 이미지가 어떤 물체를 촬영한 것인지 인식하는 분야를 나타낸다.

[0006] 기계 상태 진단 분야는 기계 상태별로 진동, 음향방출, 전기 신호의 패턴을 학습하고 새로 입력된 신호의 패턴을 분석하여 현재 상태를 진단하는 분야를 나타낸다.

[0007] 음성 인식 분야는 여러 사람의 음성과 그 음성의 내용의 패턴을 학습하여 새로 입력된 음성의 내용을 인식하는 분야를 나타낸다.

[0008] 의학영상 분석 분야는 암, 종양, 골절 등의 의학영상으로 확인 가능한 각종 건강상태의 패턴을 학습하고 새로 입력된 영상을 자동으로 분석하여 건강상태를 진단하는 분야를 나타낸다.

[0009] 서포트 벡터 머신(SVM)의 성능 향상은 패턴인식의 성공률과 직결된다.

[0010] 이러한 서포트 벡터 머신은 두 카테고리 중 어느 하나에 속한 데이터의 집합이 주어졌을 때, SVM 알고리즘은 주어진 데이터 집합을 바탕으로 하여 새로운 데이터가 어느 카테고리에 속할지 판단하는 비확률적 이진 선형 분류 모델을 만든다. 만들어진 분류 모델은 데이터가 사상된 공간에서 경계로 표현되는데 SVM 알고리즘은 두 카테고

리 사이에서 가장 큰 폭을 가진 경계를 찾는 알고리즘이다.

[0011] 도 1은 일반적인 서포트 벡터 머신에서 학습 및 분류 과정에 대한 설명도이다.

[0012] 우선, 기계학습 알고리즘은 지도식 기계학습 알고리즘과 비지도식 기계학습 알고리즘으로 구분된다.

[0013] 비지도식 기계학습 알고리즘에는 K-means 알고리즘과 같이, 데이터의 유사도만을 이용하여 분류하는 것을 나타낸다.

[0014] 지도식 기계학습 알고리즘은 미리 클래스 정보를 획득하고, 그 획득된 클래스 정보에 따라 분류하는 것을 나타낸다.

[0015] 도 1의 (a)에 도시된 바와 같이, 일반적인 서포트 벡터 머신에서는 미리 분류된 학습 데이터를 학습하는 과정을 수행한다. 학습 과정은 각 그룹의 학습 데이터들을 양쪽으로 나누는 여백(101)을 최대로 하는 최적의 초평면(100)을 생성한다. 여기서, 서포트 벡터(111)는 학습 데이터들을 나누는 여백(101)과 인접한 학습 데이터를 나타낸다. 서포트 벡터(111)는 초평면(100)의 양쪽에 위치한 초평면 여백(101)에 위치하게 된다.

[0016] 그리고 도 1의 (b)에 도시된 바와 같이, 일반적인 서포트 벡터 머신은 학습 데이터의 학습된 결과에 따라 입력 데이터(121)를 분류하는 과정을 수행한다. 분류 과정은 초평면(100)과 입력 데이터(121) 사이의 거리(122)를 측정하여 그 거리값(122)의 부호에 따라 하나의 그룹으로 분류한다. 여기서, 그 거리값(122)이 분류 결정값이 된다.

[0017] 이러한 서포트 벡터 머신은 선형 분류와 더불어 비선형 분류에서도 사용될 수 있다. 비선형 분류를 하기 위해서 주어진 데이터를 고차원 특징 공간으로 사상하는 작업이 필요하다. 이를 효율적으로 하기 위해 커널 트릭이 사용된다.

[0018] 한편, 서포트 벡터 머신을 이용한 데이터 분류 과정에서는 정해진 범위 내에서 항상 최적의 SVM의 분류 오류 파라미터와 비선형 조절 파라미터의 파라미터 조합을 찾게 된다. 이때, 종래의 서포트 벡터 머신을 이용한 학습 과정에서는 서포트 벡터 머신의 모든 파라미터의 조합에 대해 서포트 벡터 머신을 학습시킨다. 그리고 그 학습된 서포트 벡터 머신을 이용하여 데이터를 분류하여 분류성능을 계산하기 때문에 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 예를 들면, 이러한 서포트 벡터 머신을 이용한 학습 방법은 온라인 학습 시에 부적합할 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0019] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2011-0080246호(2011.07.13. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0020] 본 명세서의 실시 예들은 서포트 벡터 머신(SVM)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 차이값을 기설정된 성능 차이값을 비교하여 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정함으로써, 최적 파라미터를 신속하게 검출하여 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터를 설정할 수 있는, 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치 및 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0021] 본 명세서의 제1 측면에 따르면, 서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 초기 위치를 현재 위치로 지정하여 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 파라미터 공간 관리부; 상기 추출된 제1 및 제2 파라미터 값을 이용하여 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신(SVM)을 학습하는 SVM 학습부; 상기 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 분류 성능 계산부; 및 상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고 상기 비교 결과에 따라 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 파라미터 설정부를 포함하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치가 제공될 수

있다.

[0022] 상기 파라미터 공간 관리부는, 상기 현재 위치를 임의 위치 또는 기설정된 공간 위치로 지정할 수 있다.

[0023] 상기 파라미터 공간 관리부는, 상기 서포트 벡터 머신에서의 초평면 생성을 위한 최적화 함수에서 분류 오류 패널티인 제1 파라미터와, 라그랑제 쌍대형식으로 변형된 최적화 함수에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터를 격자 구조의 파라미터 공간에서 추출할 수 있다.

[0024] 상기 분류 성능 계산부는 상기 현재 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 현재 위치에서 상하좌우 방향, 대각선 방향 또는 모든 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능 및 상기 계산된 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산할 수 있다.

[0025] 상기 분류 성능 계산부는 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 이상인지를 확인하고, 상기 파라미터 공간 관리부는 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 미만이면 상기 현재 위치에서 임의 방향으로의 위치를 현재 위치로 재설정하고, 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출할 수 있다.

[0026] 상기 파라미터 공간 관리부는 상기 비교된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값의 비교 결과, 상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값을 초과하면 분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정하고, 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출할 수 있다.

[0027] 상기 파라미터 설정부는 상기 비교된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값의 비교 결과, 상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하이면 상기 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정할 수 있다.

[0028] 한편, 본 명세서의 제2 측면에 따르면, 서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 초기 위치를 현재 위치로 지정하여 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계; 상기 추출된 제1 및 제2 파라미터 값을 이용하여 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신을 학습하는 단계; 상기 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 단계; 및 상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고 상기 비교 결과에 따라 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 단계를 포함하는 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법이 제공될 수 있다.

[0029] 상기 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계는, 상기 현재 위치를 임의 위치 또는 기설정된 공간 위치로 지정할 수 있다.

[0030] 상기 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계는, 상기 서포트 벡터 머신에서의 초평면 생성을 위한 최적화 함수에서 분류 오류 패널티인 제1 파라미터와, 라그랑제 쌍대형식으로 변형된 최적화 함수에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터를 격자 구조의 파라미터 공간에서 추출할 수 있다.

[0031] 상기 분류 성능 차이값을 계산하는 단계는 상기 현재 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 현재 위치에서 상하좌우 방향, 대각선 방향 또는 모든 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능 및 상기 계산된 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산할 수 있다.

[0032] 상기 방법은, 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 이상인지를 확인하는 단계; 상기 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 미만이면, 상기 현재 위치에서 임의 방향으로의 위치를 현재 위치로 재설정하는 단계; 및 상기 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 단계는 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0033] 상기 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 단계는 상기 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하는 단계; 상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하이면 상기 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정하는 단계; 상기 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값을 초과하면 분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정하는 단계; 및 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0034] 본 명세서의 실시 예들은 서포트 벡터 머신(SVM)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파

라미터 공간에서 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 차이값을 기설정된 성능 차이값을 비교하여 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정함으로써, 최적 파라미터를 신속하게 검출하여 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터를 설정할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0035] 도 1은 일반적인 서포트 벡터 머신에서 학습 및 분류 과정에 대한 설명도이다.

도 2는 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 분류 오류 패널티를 나타내는 제1 파라미터의 설명도이다.

도 3은 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 분류 오류 패널티 값의 변화에 따른 초평면의 변화에 대한 설명도이다.

도 4는 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터를 나타내는 제2 파라미터의 설명도이다.

도 5는 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터 값의 변화에 따른 초평면의 변화에 대한 설명도이다.

도 6은 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 제1 및 제2 파라미터 값의 변화에 따른 분류 성능 패턴에 대한 설명도이다.

도 7은 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치의 구성도이다.

도 8은 본 명세서의 실시 예에 따른 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에 대한 설명도이다.

도 9는 본 명세서의 실시 예에 따른 격자 구조의 파라미터 공간에서 현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 과정에 대한 설명도이다.

도 10은 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법에 대한 흐름도이다.

도 11은 종래 및 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 선택 결과에 대한 설명도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0036] 이하, 본 명세서의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 설명한다. 본 명세서에 따른 동작 및 작용을 이해하는 데 필요한 부분을 중심으로 상세히 설명한다. 본 명세서의 실시 예를 설명하면서, 본 명세서가 속하는 기술 분야에 익히 알려졌고 본 명세서와 직접적으로 관련이 없는 기술 내용에 대해서는 설명을 생략한다. 이는 불필요한 설명을 생략함으로써 본 명세서의 요지를 흐리지 않고 더욱 명확히 전달하기 위함이다.

[0037] 또한, 본 명세서의 구성 요소를 설명하는 데 있어서, 동일한 명칭의 구성 요소에 대하여 도면에 따라 다른 참조부호를 부여할 수도 있으며, 서로 다른 도면임에도 동일한 참조부호를 부여할 수도 있다. 그러나 이와 같은 경우라 하더라도 해당 구성 요소가 실시 예에 따라 서로 다른 기능을 갖는다는 것을 의미하거나, 서로 다른 실시 예에서 동일한 기능을 갖는다는 것을 의미하는 것은 아니며, 각각의 구성 요소의 기능은 해당 실시 예에서의 각각의 구성 요소에 대한 설명에 기초하여 판단하여야 할 것이다.

[0038] 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치 및 방법을 설명하기 전에, 본 명세서의 실시 예에 적용되는 분류 오류 패널티를 나타내는 제1 파라미터와, 라그랑제 쌍대형식으로 변형된 최적화 함수에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터부터 살펴보기로 한다.

[0039] 도 2는 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 분류 오류 패널티를 나타내는 제1 파라미터의 설명도이다.

[0040] 도 2에 도시된 바와 같이, 초평면(100)은 $w^T x + b = 0$인 경우로 나타나고, 초평면(100)의 양쪽 여백(101)은 $w^T x + b = 1$와, $w^T x + b = -1$로 나타나게 된다. 이때, 초평면(100)과 초평면에 대한 데이터의 분류 오류 값은 ξ로 나타난다.

[0041] 이러한 서포트 벡터 머신에서 최적 초평면을 찾기 위한 최소화 문제(최소화 함수)가 하기의 [수학식 1]과 같이

표현된다.

수학식 1

[0042] $$\arg\min_{w,\xi_i}\left\{\frac{1}{2}w^T w + C\sum_{i=1}^{n}\xi_i\right\}$$

[0043] 여기서, $y_i\left(w^T\phi(x_i)+b\right)\geq 1-\xi_i,\ \ \xi_i\geq 0,\ \forall i=1,2,\ldots,n$ 이고, W는 평면방정식의 법선벡터, x_i는 i번째 샘플의 좌표, b는 평면방정식의 기저(basis), ξ는 분류오류, ξ_i는 i 번째 샘플에 대한 분류 오류, C는 분류 오류의 웨이트 값을 나타내는 분류 오류 패널티에 대한 제1 파라미터를 나타낸다. 또한, argmin은 괄호 안의 수식 값이 최소가 되는 w와 ξ 값을 찾는다는 것을 의미한다.

[0044] 분류 오류 패널티에 대한 제1 파라미터(C)는 클수록 분류 오류에 더욱 민감하게 반응하는 것을 의미한다.

[0045] 같은 클래스의 데이터는 항상 일관된 패턴이 아니기 때문에, 분류 오류 패널티를 조절하여 이러한 분류 오류를 야기하는 비일관적인 데이터를 일정 수준 허용해야만 분류 성능이 증가될 수 있다.

[0046] 도 3은 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 분류 오류 패널티 값의 변화에 따른 초평면의 변화에 대한 설명도이다.

[0047] 도 3의 (a)에 도시된 바와 같이, 제1 파라미터(C) 값이 최적 초평면을 찾는 분류 오류 패널티 값보다 클 경우, 초평면(100)을 기준으로 양쪽에 위치한 초평면 여백(101)이 최적 초평면의 여백보다 작게 된다. 이는 분류 오류를 거의 허용하지 않는 것을 의미한다.

[0048] 도 3의 (b)에 도시된 바와 같이, 제1 파라미터(C) 값이 최적 초평면을 찾는 분류 오류 패널티 값과 적절한 경우, 초평면(100)을 기준으로 양쪽에 위치한 초평면 여백(101)이 최적 초평면의 여백과 동일하거나 유사하게 된다. 이는 분류 오류를 일정 부분 허용하는 것을 의미한다.

[0049] 도 3의 (c)에 도시된 바와 같이, 제1 파라미터(C) 값이 최적 초평면을 찾는 분류 오류 패널티 값보다 작을 경우, 초평면(100)을 기준으로 양쪽에 위치한 초평면 여백(101)이 최적 초평면의 여백보다 크게 된다. 이는 너무 많은 분류 오류를 허용하는 것을 의미한다.

[0050] 도 4는 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터를 나타내는 제2 파라미터의 설명도이다.

[0051] 도 4에 도시된 바와 같이, 커널 트릭은 비선형적으로 분포하는 데이터들을 분류하기 위해 고차원으로 사상시켜 초평면을 생성하는 방법을 나타낸다. 즉, 커널 트릭은 사상 전 특징 공간을 사상 함수($\emptyset(x)$)를 통해 사상 후 특징 공간으로 변환시켜 비선형적으로 분포하는 데이터를 분류할 수 있다.

[0052] 한편, 상기 [수학식 1]은 법선벡터의 다른 형태인 하기의 [수학식 2]를 법선벡터 w에 대입하여 라그랑제 쌍대형식(Lagrange dual form)인 하기의 [수학식 3]과 같이 변형될 수 있다. 여기서, 하기의 [수학식 2]은 캐루쉬-쿤터커(Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 나타낸다.

수학식 2

[0053] $$w=\sum_i \alpha_i y_i \phi(x_i)$$

수학식 3

[0054] $$\arg\max_{\alpha_i}\left\{\sum_{i=1}^{n}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\alpha_i\alpha_j y_i y_j \phi(x_i)^T\phi(x_j)\right\}$$

[0055] 여기서, $\sum_{i=1}^{n}\alpha_i y_i=0,\ 0\le\alpha_i\le C,\ \forall i=1,2,\ldots,n$ 이다.

[0056] 상기 [수학식 3]에서 방사 기저 함수(Radial basis function, RBF) 커널이 주로 이용될 수 있다. 커널 함수는 하기의 [수학식 4]와 같이 나타나진다.

수학식 4

[0057] $$k(x_i,x_j)=\emptyset(x_i)^T\emptyset(x_j)=\exp(-\tfrac{1}{2\sigma^2}\|x_i-x_j\|)$$

[0058] 여기서, 커널 트릭의 σ는 서포트 벡터 머신에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터를 나타내는 제2 파라미터을 나타낸다.

[0059] 도 5는 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터 값의 변화에 따른 초평면의 변화에 대한 설명도이다.

[0060] 도 5의 (a)에 도시된 바와 같이, 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터 값(σ값)이 0.05인 경우(σ=0.05), 사상 전 특징 공간에서의 초평면 모양이 비선형성이 큰 것으로 나타나 있다.

[0061] 도 5의 (b)에 도시된 바와 같이, 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터 값(σ값)이 1인 경우(σ=1), 사상 전 특징 공간에서의 초평면 모양이 비선형성이 적절한 것으로 나타나 있다.

[0062] 도 5의 (c)에 도시된 바와 같이, 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터 값(σ값)이 10인 경우(σ=10), 사상 전 특징 공간에서의 초평면 모양이 비선형성이 작은 것으로 나타나 있다.

[0063] 이와 같이, 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터 값(σ값)이 작을수록 사상 전 특징 공간에서의 초평면 모양이 비선형성이 커지게 된다. 반면, 커널 트릭의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터 값(σ값)이 클수록 사상 전 특징 공간에서의 초평면 모양이 비선형성이 작아지게 된다.

[0064] 도 6은 본 명세서의 실시 예에 적용되는 서포트 벡터 머신에서 제1 및 제2 파라미터 값의 변화에 따른 분류 성능 패턴에 대한 설명도이다.

[0065] 도 6의 (a)에 도시된 바와 같이, 임의로 선택된 데이터 1 내지 4에 대해 제1 및 제2 파라미터 값을 변화시키면서 분류 성능값을 확인하고자 한다.

[0066] 이후, y축 및 x축이 각각 제1 파라미터(C) 및 제2 파라미터(σ)로 지정하고, 제1 및 제2 파라미터(C 및 σ) 값의 변화에 따른 분류 성능값을 확인한 결과가 도 6의 (b)에 도시되어 있다.

[0067] 제1 및 제2 파라미터(C 및 σ) 값을 변화시키면서 서포트 벡터 머신을 학습하고, 분류 성능 테스트를 해본 결과로는 분류 성능의 증감이 방향성을 갖는 것으로 나타나 있다. 즉, 제1 및 제2 파라미터(C 및 σ) 값의 변화에 따라 분류 성능값이 단계적으로 증가하는 패턴, 단계적으로 증가하다가 최고 분류 성능값을 가진 후 다시 감소하는 패턴 등을 보인다.

[0068] 도 7은 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치의 구성도이다.

[0069] 도 7에 도시된 바와 같이, 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치(100)는 파라미터 공간 관리부(710), SVM 학습부(720), 분류 성능 계산부(730) 및 파라미터 설정부(740)를 포함한다.

[0070] 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치(100)는 도 6에 도시된 분류 성능의

증감이 방향성을 갖는 것을 이용하여 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터를 신속하게 설정하고자 한다. 이때, 최적 파라미터 선택 장치(100)는 서포트 벡터 머신(SVM)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서의 현재 위치 및 주변 위치에서 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값(예컨대, '0')을 비교하여 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정한다.

[0071] 이하, 도 7의 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 장치(100)의 각 구성요소들의 구체적인 구성 및 동작을 설명한다.

[0072] 파라미터 공간 관리부(710)는 서포트 벡터 머신(SVM)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 초기 위치를 현재 위치로 지정하여 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출한다.

[0073] 여기서, 파라미터 공간 관리부(710)는 현재 위치를 임의 위치 또는 기설정된 공간 위치로 지정할 수 있다. 파라미터 공간 관리부(710)는, 도 2 및 도 4에 도시된 바와 같이, 서포트 벡터 머신에서의 초평면 생성을 위한 최적화 함수에서 분류 오류 패널티인 제1 파라미터와, 라그랑제 쌍대형식으로 변형된 최적화 함수에서 커널 함수의 비선형 조절 파라미터인 제2 파라미터를 격자 구조의 파라미터 공간에서 추출할 수 있다.

[0074] 그리고 SVM 학습부(720)는 학습하고자 하는 대상인 학습 데이터를 획득한다. 이어서, SVM 학습부(720)는 파라미터 공간 관리부(710)에서 추출된 제1 및 제2 파라미터 값을 이용하여 그 획득된 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신(SVM)을 학습한다.

[0075] 이어서, 분류 성능 계산부(730)는 분류하고자 하는 대상인 분류 데이터를 획득한다. 이어서, 분류 성능 계산부(730)는 SVM 학습부(720)에서 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산하고, 그 계산된 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산한다.

[0076] 분류 성능 계산 과정을 구체적으로 살펴보면, 분류 성능 계산부(730)는 현재 위치의 분류 성능을 계산하고, 그 현재 위치에서 상하좌우 방향, 대각선 방향 또는 모든 방향 중에서 선택하고 그 선택된 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산할 수 있다. 분류 성능 계산부(730)는 상하좌우 방향 또는 대각선 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산하여 모든 방향의 주변 위치의 분류 성능을 계산하는 경우에 비해 분류 성능의 계산량을 줄일 수 있다. 그러면, 분류 성능 계산부(730)는 현재 위치의 분류 성능 및 그 선택된 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산할 수 있다.

[0077] 여기서, 분류 성능 계산부(730)는 그 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값(예컨대, 50%) 이상인지를 확인할 수 있다. 이때, 파라미터 공간 관리부(710)는 그 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값 미만이면, 분류 성능 값이 기설정된 분류 성능 값(예컨대, 50%)인 경우에는 분류 성능의 증감이 방향성을 갖지 않을 수 있다. 따라서 파라미터 공간 관리부(710)는 현재 위치에서 임의 방향으로의 위치를 현재 위치로 재설정한다. 이는 분류 성능의 증감이 방향성을 갖지 않을 때, 현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 과정이 계산량을 증가시킬 수 있기 때문이다. 그러면, 파라미터 공간 관리부(710)는 상기 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출한다.

[0078] 이후, 파라미터 설정부(740)는 분류 성능 계산부(730)에서 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고 그 비교 결과에 따라 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정한다.

[0079] 여기서, 파라미터 설정부(740)는 분류 성능 계산부(730)에서 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값을 비교하고, 그 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하이면 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정한다.

[0080] 반면, 파라미터 공간 관리부(710)는 그 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값을 초과하면 분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정한다. 이어서, 파라미터 공간 관리부(710)는 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출한다.

[0081] 도 8은 본 명세서의 실시 예에 따른 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에 대한 설명도이다.

[0082] 도 8에 도시된 바와 같이, 파라미터 공간 관리부(710)는 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 2차원 공간인 파라미터 공간 즉, C-σ 공간(711)을 생성한다. 여기서, 파라미터 공간(711)의 각 칸은 대응되

는 C와 σ값이 있다.

[0083] 그리고 파라미터 공간 관리부(710)는 그 생성된 파라미터 공간(711)에서 현재 위치에 대한 제1 및 제2 파라미터 값(예컨대, C=6, σ=4 등)을 추출한다. 이어서, 파라미터 공간 관리부(710)는 그 추출된 제1 및 제2 파라미터 값(예컨대, C=6, σ=4 등)을 SVM 학습부(720)로 전달한다.

[0084] 그러면, SVM 학습부(720)는 각 칸에서 대응되는 제1 파라미터(C)와 제2 파라미터(σ) 값으로 학습된 SVM의 분류 성능을 계산할 수 있다.

[0085] 도 9는 본 명세서의 실시 예에 따른 격자 구조의 파라미터 공간에서 현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값을 계산하는 과정에 대한 설명도이다.

[0086] 도 9의 (a)에 도시된 바와 같이, 파라미터 공간 관리부(710)는 격자 구조의 파라미터 공간(711)에서 초기 탐색 위치를 임의로 지정하고, 그 임의로 지정된 위치를 현재 위치로 한다.

[0087] 그리고 SVM 학습부(720)에서 서포트 벡터 머신을 학습한 후, 도 9의 (b)에 도시된 바와 같이, 분류 성능 계산부(730)는 현재 위치의 분류 성능을 계산한다. 예컨대, 분류 성능 계산부(730)는 현재 위치의 분류 성능을 60%로 계산할 수 있다. 또한, 분류 성능 계산부(730)는 상하좌우 및 대각방향 모두 8개 방향으로 인접한 주변 위치의 분류 성능을 계산한다. 예컨대, 분류 성능 계산부(730)는 주변 위치의 분류 성능을 상하좌우 방향의 62%, 55%, 55% 및 65%과, 대각 방향의 60%, 63%, 55% 및 55%로 계산할 수 있다.

[0088] 이후, 파라미터 설정부(740)는 분류 성능 계산부(730)에서 계산된 현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값을 비교하고, 그 분류 성능 차이값이 증가하며 최대인 방향을 찾는다. 예를 들면, 파라미터 설정부(740)는 상하좌우 방향 및 대각 방향 중에서 현재 위치의 분류 성능 값(60%) 보다 최대의 성능 차이를 보이는 우측 방향의 주변 위치를 찾는다. 그러면, 파라미터 공간 관리부(710)는 그 우측 방향의 주변 위치를 현재 위치로 재설정하게 된다.

[0089] 그리고 분류 성능 계산부(730)는 재설정된 현재 위치 및 재설정된 현재 위치의 주변 위치의 분류 성능 값을 계산한다. 이때, 재설정된 현재 위치에서 우측 방향과 우측 상하 방향의 주변 위치의 분류 성능 값 이외의 나머지 방향의 주변 위치의 분류 성능 값은 미리 계산되어 있다. 따라서 분류 성능 계산부(730)는 재설정된 현재 위치에서 우측 방향과 우측 상하 방향의 주변 위치의 분류 성능 값만을 계산하게 된다.

[0090] 이후, 최적 파라미터 선택 장치(100)는 현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값(예컨대, '0') 이하일 때까지 분류 성능 계산 과정을 반복하게 된다. 최적 파라미터 선택 장치(100)는 현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값(예컨대, '0') 이하이면, 그 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정한다.

[0091] 도 10은 본 명세서의 실시 예에 따른 서포트 벡터 머신의 최적 파라미터 선택 방법에 대한 흐름도이다.

[0092] 도 10에 도시된 바와 같이, 파라미터 공간 관리부(710)는 현재 위치를 임의 위치로 지정한다(S101). 여기서, 파라미터 공간 관리부(710)는 현재 위치를 기설정된 공간 위치로 지정할 수 있다.

[0093] 그리고 파라미터 공간 관리부(710)는 서포트 벡터 머신(SVM)의 제1 및 제2 파라미터가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 현재 위치 및 주변 위치의 제1 및 제2 파라미터 값을 추출한다(S102).

[0094] 이어서, SVM 학습부(720)는 파라미터 공간 관리부(710)에서 추출된 제1 및 제2 파라미터 값(C와 σ 값)을 이용하여 학습 데이터에 대한 서포트 벡터 머신(SVM)을 학습한다(S103).

[0095] 이후, 분류 성능 계산부(730)는 SVM 학습부(720)에서 학습된 서포트 벡터 머신을 기반으로 분류 데이터에 대해 현재 위치의 분류 성능 및 주변 위치의 분류 성능을 계산한다(S104).

[0096] 그리고 분류 성능 계산부(730)는 그 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값(예컨대, 50%) 이상인지를 확인한다(S105).

[0097] 상기 확인 결과(S105), 그 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값(예컨대, 50%) 이상이면, 분류 성능 계산부(730)는 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 간의 분류 성능 차이값을 계산한다(S106).

[0098] 반면, 상기 확인 결과(S105), 그 계산된 현재 위치의 분류 성능이 기설정된 분류 성능 값(예컨대, 50%) 미만이면, 파라미터 공간 관리부(710)는 현재 위치에서 임의 방향으로의 위치를 현재 위치로 재설정한다(S107). 이어서, 파라미터 공간 관리부(710)는 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 다시 추출하는 S102 과

정을 수행한다.

[0099] S106 과정 이후, 파라미터 설정부(740)는 분류 성능 계산부(730)에서 계산된 분류 성능 차이값과 기설정된 성능 차이값(예컨대, '0')을 비교하고 그 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하인지를 확인한다(S108).

[0100] 상기 확인 결과(S108), 그 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값을 초과하면, 파라미터 공간 관리부(710)는 분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정한다(S109). 이어서, 파라미터 공간 관리부(710)는 재설정된 현재 위치에 따라 제1 및 제2 파라미터 값을 추출하는 S102 과정을 수행한다.

[0101] 반면, 상기 확인 결과(S108), 그 계산된 분류 성능 차이값이 기설정된 성능 차이값 이하이면, 파라미터 설정부(740)는 현재 위치의 제1 및 제2 파라미터를 서포트 벡터 머신의 파라미터로 설정한다(S110).

[0102] 도 11은 종래 및 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 선택 결과에 대한 설명도이다.

[0103] 우선, 종래 기술을 살펴보면, 종래의 파라미터 선택 기술로는 격자탐색(Grid search) 기술이 있다. 이러한 종래의 격자탐색 기술은 정해진 제1 및 제2 파라미터로 이루어진 격자 공간의 범위 내에서 항상 최적의 서포트 벡터 머신의 인수 조합을 찾게 된다. 이러한 격자탐색 기술은 서포트 벡터 머신의 사용 시 주로 사용되고 있다.

[0104] 종래의 격자탐색 기술은 모든 SVM 인수의 조합에 대해 SVM을 학습시키고, 데이터를 분류하여 분류성능을 계산한다. 따라서 이러한 종래의 격자탐색 기술은 제1 및 제2 파라미터에 대해 최적 파라미터를 찾는 시간이 오래 걸리게 된다. 예를 들면, 이러한 격자탐색 기술은 온라인 학습 시에 부적합할 수 있다.

[0105] 한편, 도 11에 도시된 바와 같이, 서포트 벡터 머신(SVM)의 제1 및 제2 파라미터(C 및 σ)가 각 축으로 이루어진 격자 구조의 파라미터 공간에서 분류 성능 값이 색상별로 다르게 표시되어 있다. 예컨대, 분류 성능 값이 0%이면 청색 위치를 나타내고, 0% 내지 50%이면 청색 및 녹색 사이에 인접한 색상 위치를 나타내고, 50%이면 녹색 위치를 나타내고, 100%에 근접할수록 적색 위치에 인접한 색상 위치를 나타낸다.

[0106] 도 11에 도시된 격자 구조의 파라미터 공간에서 제1 파라미터(C) 값의 범위는 $\{2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, 2^{1}, 2^{3}, 2^{5}, 2^{7}, 2^{9}, 2^{11}, 2^{13}, 2^{15}\}$이 된다. 또한, 제2 파라미터(σ) 값의 범위는 $\{2^{-2}, 2^{-1}, 2^{0}, 2^{1}, 2^{2}, 2^{3}, 2^{4}, 2^{5}, 2^{6}, 2^{7}\}$이 된다.

[0107] 종래의 격자탐색 기술과 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 선택 방법에 따른 분류 성능의 계산 결과를 살펴보기로 한다.

[0108] 종래의 격자탐색 기술은 총 110번의 SVM 학습을 수행하였다. 제1 파라미터(C) 값은 2^{1}, 제2 파라미터(σ) 값은 2^{0}으로 분류 성능 값이 100%인 최적의 서포트 벡터 머신의 제1 및 제2 파라미터 값(1110)을 찾았다. 이때, 종래의 격자탐색 기술은 11.3초 만에 서포트 벡터 머신의 최적 제1 및 제2 파라미터 값(1110)를 찾았다.

[0109] 반면, 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 방법은 총 3번의 SVM 학습을 수행하였다. 제1 파라미터(C) 값은 2^{-1}, 제2 파라미터(σ) 값은 2^{1}으로 분류 성능 값이 100%인 최적의 서포트 벡터 머신의 제1 및 제2 파라미터 값(1120)를 찾았다. 이때, 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 방법은 1.7초 만에 서포트 벡터 머신의 최적 제1 및 제2 파라미터 값(1120)를 찾았다. 여기서, 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 방법에 의한 탐색 경로(1121)가 도 11에 도시되어 있다. 이러한 탐색 경로(1121)는 분류 성능 차이 값이 최대인 방향으로 증가하는 분류 성능 패턴을 가지는 것을 알 수 있다.

[0110] 이와 같이, 종래의 격자탐색 기술 및 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 방법은 모두 분류 성능 값이 100%인 제1 및 제2 파라미터(C 및 σ) 값을 찾았다. 그러나 본 명세서의 실시 예에 따른 최적 파라미터 방법은 종래의 격자탐색 기술에 비해 더욱 적은 계산 횟수 및 신속하게 최적 파라미터를 찾는 것을 알 수 있다.

[0111] 이상에서 설명한 실시 예들은 그 일 예로서, 본 명세서가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시 예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시 예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0112] 700: 최적 파라미터 선택 장치

710: 파라미터 공간 관리부

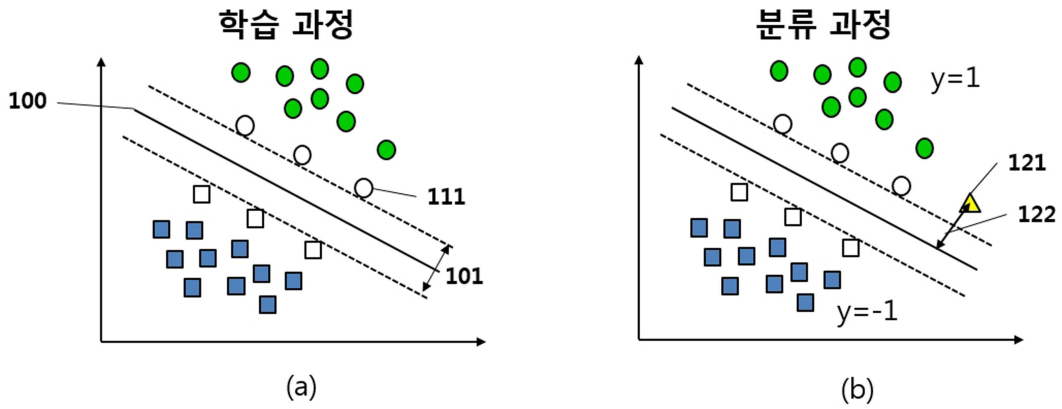
720: SVM 학습부

730: 분류 성능 계산부

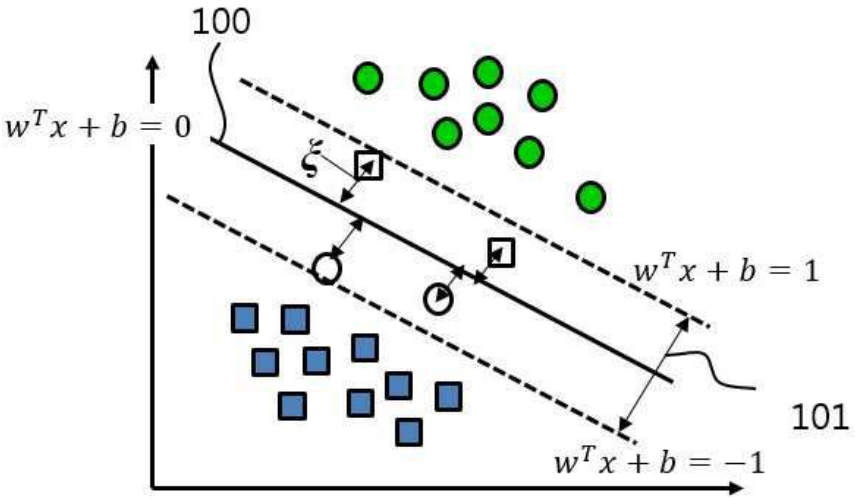
740: 파라미터 설정부

도면

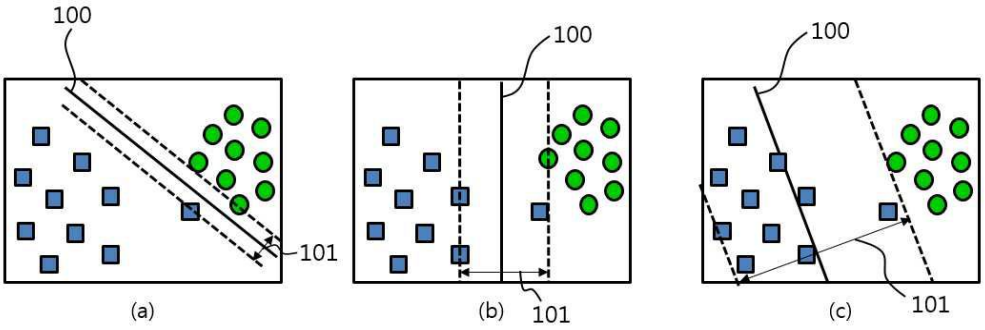
도면1



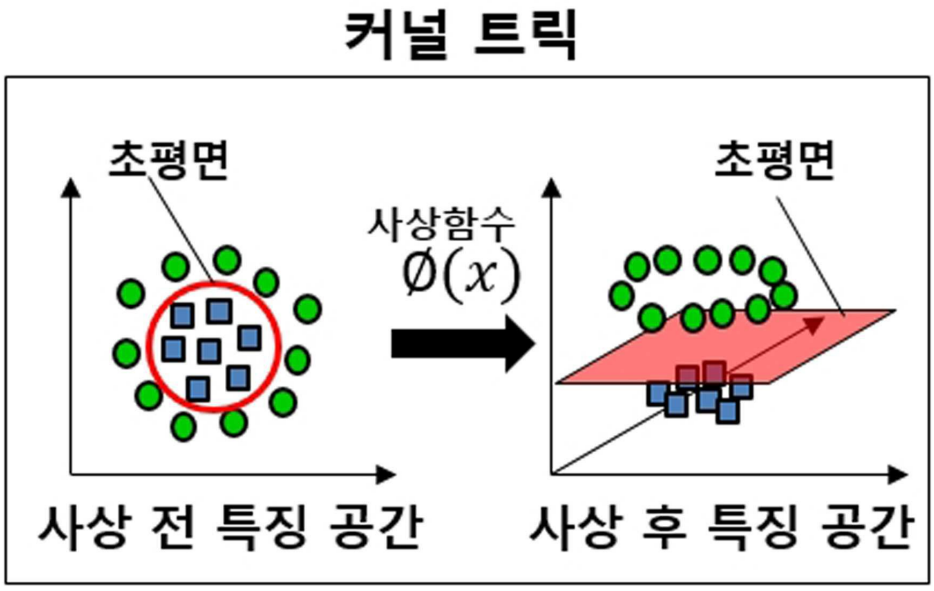
도면2



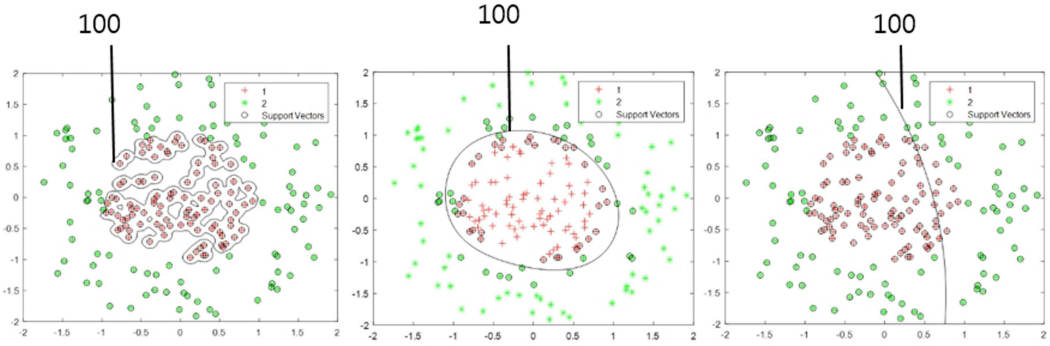
도면3



도면4

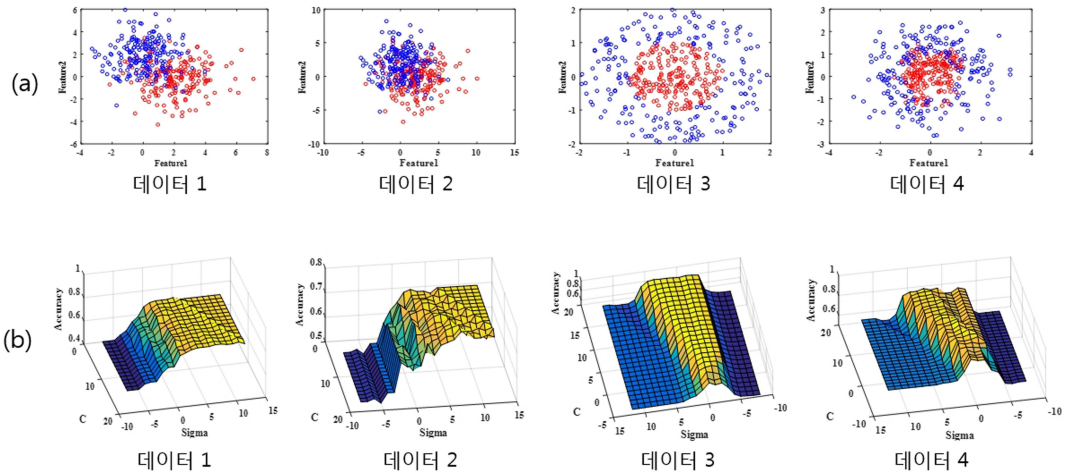


도면5

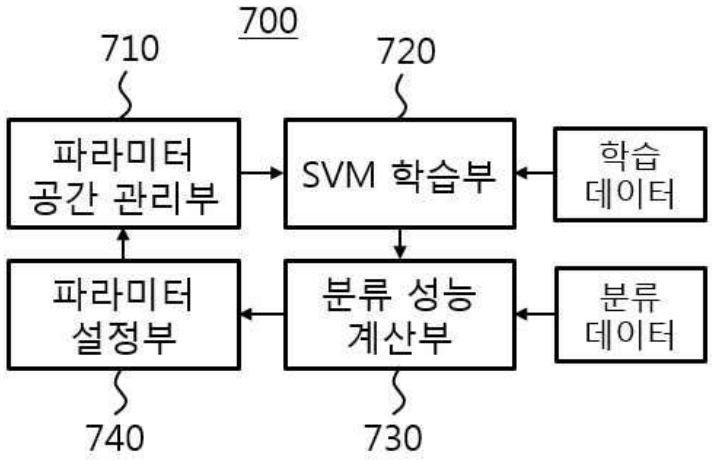


σ=0.05 σ=1 σ=10

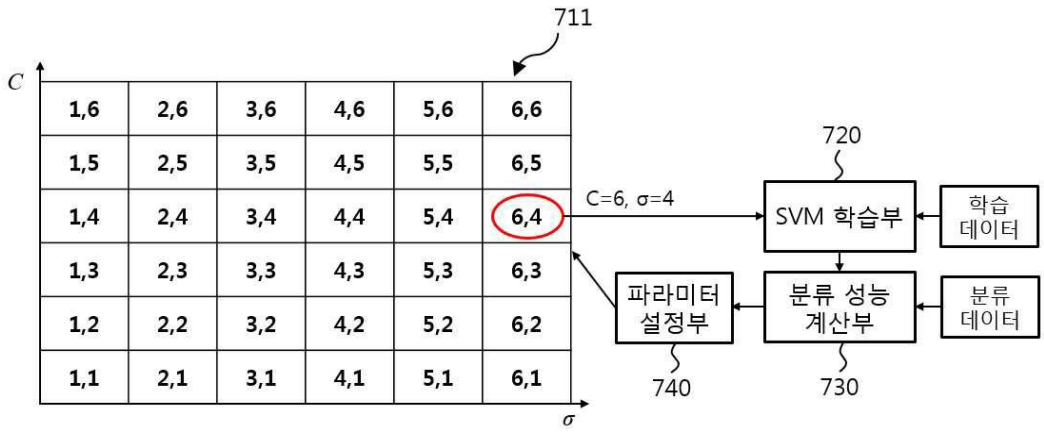
도면6


(a)
Feature1
Feature2
데이터 1
데이터 2
데이터 3
데이터 4
(b)
Accuracy
C
Sigma
데이터 1
데이터 2
데이터 3
데이터 4

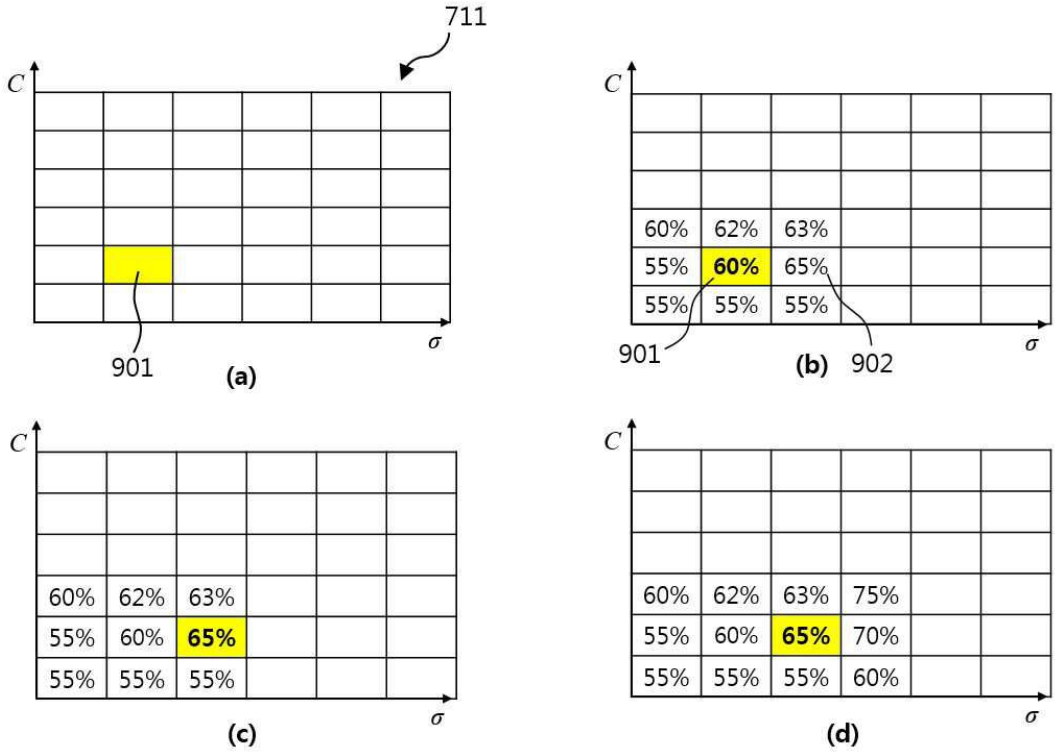
도면7


700
710
720
파라미터
공간 관리부
SVM 학습부
학습
데이터
파라미터
설정부
분류 성능
계산부
분류
데이터
740
730

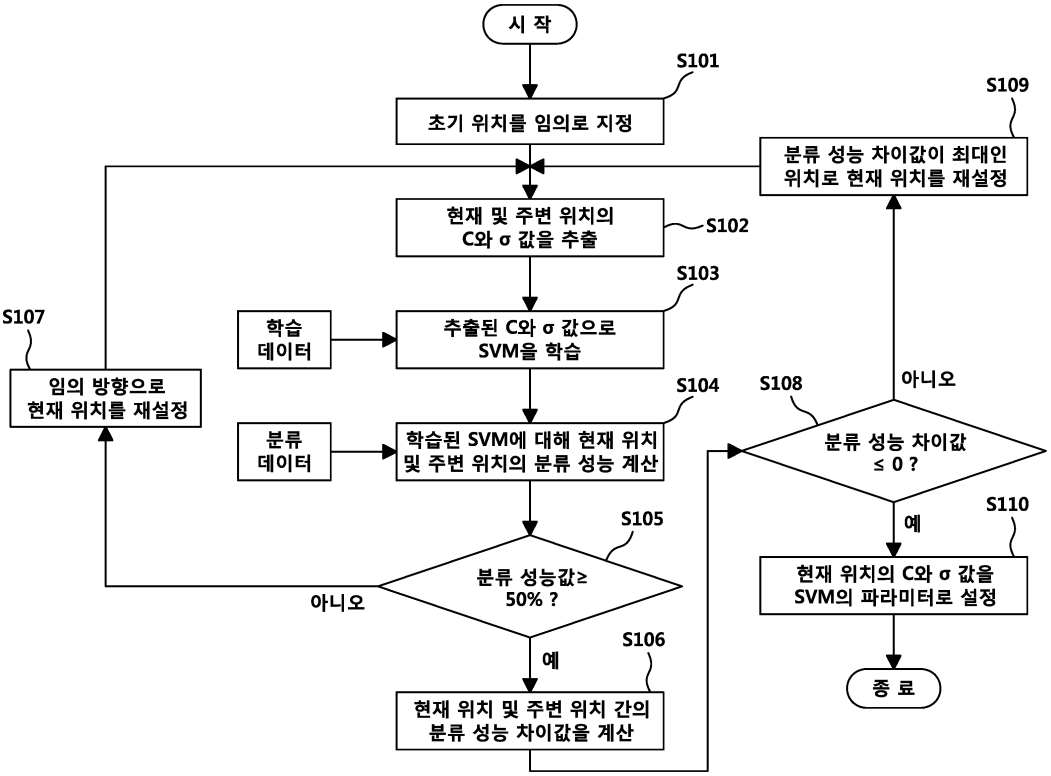
도면8


711
C
1,6 2,6 3,6 4,6 5,6 6,6
1,5 2,5 3,5 4,5 5,5 6,5
1,4 2,4 3,4 4,4 5,4 6,4
1,3 2,3 3,3 4,3 5,3 6,3
1,2 2,2 3,2 4,2 5,2 6,2
1,1 2,1 3,1 4,1 5,1 6,1
σ
C=6, σ=4
720
SVM 학습부
학습
데이터
파라미터
설정부
분류 성능
계산부
분류
데이터
740
730

도면9


711
C
σ
901
(a)
60% 62% 63%
55% 60% 65%
55% 55% 55%
902
(b)
(c)
(d)
75%
70%

도면10


시 작
S101
초기 위치를 임의로 지정
S102
현재 및 주변 위치의 C와 σ 값을 추출
S103
학습 데이터
추출된 C와 σ 값으로 SVM을 학습
S104
분류 데이터
학습된 SVM에 대해 현재 위치 및 주변 위치의 분류 성능 계산
S105
분류 성능값≥ 50% ?
아니오
예
S106
현재 위치 및 주변 위치 간의 분류 성능 차이값을 계산
S107
임의 방향으로 현재 위치를 재설정
S108
분류 성능 차이값 ≤ 0 ?
아니오
예
S109
분류 성능 차이값이 최대인 위치로 현재 위치를 재설정
S110
현재 위치의 C와 σ 값을 SVM의 파라미터로 설정
종 료

도면11

