



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2010년07월09일
(11) 등록번호 10-0968987
(24) 등록일자 2010년07월01일

- (51) Int. Cl.
G06T 1/40 (2006.01) G06T 3/40 (2006.01)
G06N 3/00 (2006.01) G06F 17/10 (2006.01)
 - (21) 출원번호 10-2003-7016846
 - (22) 출원일자(국제출원일자) 2003년04월22일
심사청구일자 2008년04월16일
 - (85) 번역문제출일자 2003년12월24일
 - (65) 공개번호 10-2004-0101896
 - (43) 공개일자 2004년12월03일
 - (86) 국제출원번호 PCT/JP2003/005080
 - (87) 국제공개번호 WO 2003/092284
국제공개일자 2003년11월06일
 - (30) 우선권주장
JP-P-2002-00125628 2002년04월26일 일본(JP)
 - (56) 선행기술조사문헌
JP2001008056 A
JP2001195586 A
JP2000148724 A
JP평성10243405 A
- 전체 청구항 수 : 총 39 항

- (73) 특허권자
소니 주식회사
일본국 도쿄도 미나토쿠 코난 1-7-1
- (72) 발명자
곤도, 테즈지로
일본 141-0001 도쿄도 시나가와꾸 기따시나가와
6쵸메 7-35 소니 가부시끼가이샤 내
- (74) 대리인
구영창, 이중희, 장수길

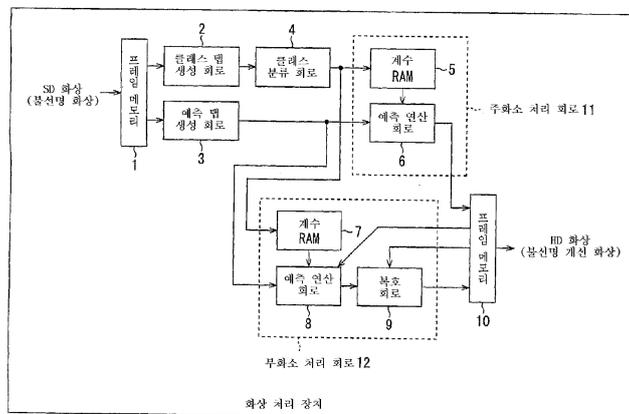
심사관 : 신재철

(54) 데이터 변환 장치 및 데이터 변환 방법, 학습 장치 및 학습 방법, 및 기록 매체

(57) 요약

본 발명은, 화상을 보다 양호한 화질의 화상으로 변환할 수 있도록 한 데이터 변환 장치 및 학습 장치에 관한 것이다. 클래스 탭 생성 회로(2)와 예측 탭 생성 회로(3)는, HD 화상의 주목 블록의 HD 화소를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 SD 화상으로부터 생성하고, 클래스 분류 회로(4)는 클래스 탭에 기초하여, 주목 블록의 HD 화소를 클래스 분류한다. 계수 RAM(7)은 교사 데이터와, 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 소정의 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 블록의 HD 화소의 클래스의 탭 계수를 취득하고, 예측 연산 회로(8)와 복호 회로(9)는 그 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 블록의 HD 화소를 구한다.

대표도



특허청구의 범위

청구항 1

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데이터 변환 장치에 있어서,
 주목하고 있는 상기 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과,
 상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과,
 상기 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과,
 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를 상기 교사 데이터에 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 수단과,
 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 상기 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 연산 수단을 구비하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,
 상기 구속 조건은 상기 교사 데이터의 제1과 제2 샘플끼리의 차분값을 구속하는 조건인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,
 상기 탭 계수는 상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써 얻어진 것이며,
 상기 연산 수단은,
 상기 주목 샘플에 대하여, 상기 주목 샘플과 상기 주목 샘플 이외의 상기 제2 데이터의 소정의 샘플과의 차분값을, 상기 탭 계수와 예측 탭을 이용하여 구하고,
 상기 주목 샘플에 대하여 구해진 차분값과 상기 소정의 샘플을 가산함으로써 상기 주목 샘플을 구하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 5

제3항에 있어서,
 상기 탭 계수는,
 상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써 얻어진 제1 탭 계수와,
 상기 교사 데이터의 상기 제1 샘플과, 상기 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써 얻어진 제2 탭 계수를 가산한 것이며,
 상기 연산 수단은 상기 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 연산 수단은 상기 탭 계수와 예측 탭을 이용한 곱의 합 연산을 행함으로써, 상기 주목 샘플을 구하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제1과 제2 데이터는 화상 데이터인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 제2 데이터는 상기 제1 데이터보다 고품질의 데이터인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 9

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데이터 변환 방법에 있어서,

주목하고 있는 상기 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,

상기 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,

학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를 상기 교사 데이터에 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구축하는 구속 조건을 부여하여, 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와,

상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 상기 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 방법.

청구항 10

삭제

청구항 11

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데이터 변환 처리를 컴퓨터에 행하게 하는 프로그램이 기록되어 있는 기록 매체에 있어서,

주목하고 있는 상기 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,

상기 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,

학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를 상기 교사 데이터에 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구축하는 구속 조건을 부여하여, 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와,

상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 상기 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 하는 기록 매체.

청구항 12

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데 이용되는 소정의 탭 계수를 구하는 학습을 행하는 학습 장치에 있어서, 상기 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과, 상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과, 상기 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과, 상기 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 상기 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 상기 교사 데이터에 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 상기 1 이상의 클래스별 상기 탭 계수를 구하는 학습 수단을 구비하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 13

제12항에 있어서, 상기 학습 수단은 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 상기 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 학습하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 14

제13항에 있어서, 상기 학습 수단은 상기 교사 데이터의 제1과 제2 샘플끼리의 차분값을 구속하는 구속 조건을 부여하여, 상기 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 학습하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 15

제14항에 있어서, 상기 학습 수단은 상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써, 상기 탭 계수를 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 16

제14항에 있어서, 상기 학습 수단은, 상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써 제1 탭 계수를 구함과 함께, 상기 교사 데이터의 상기 제1 샘플과, 상기 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써 제2 탭 계수를 구하고, 상기 제1과 제2 탭 계수를 가산함으로써, 최종적인 탭 계수를 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 17

제12항에 있어서, 상기 학습 수단은 상기 제1 데이터를, 그 제1 데이터와 상기 탭 계수와의 곱의 합 연산을 행함으로써, 상기 제2 데이터로 변환하는 상기 탭 계수를 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 18

제12항에 있어서, 상기 제1과 제2 데이터는 화상 데이터인 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 19

제12항에 있어서,

상기 제2 데이터는 상기 제1 데이터보다 고품질의 데이터인 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 20

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데 이용되는 소정의 탭 계수를 구하는 학습을 행하는 학습 방법에 있어서, 상기 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,

상기 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,

상기 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 상기 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 상기 교사 데이터에 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 상기 1 이상의 클래스별 상기 탭 계수를 구하는 학습 단계

를 포함하는 것을 특징으로 하는 학습 방법.

청구항 21

삭제

청구항 22

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데 이용되는 소정의 탭 계수를 구하는 학습 처리를 컴퓨터에 행하게 하는 프로그램이 기록되어 있는 기록 매체에 있어서,

상기 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,

상기 주목 데이터를 구하는데 이용하는 예측 탭을 상기 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,

상기 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 상기 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 상기 교사 데이터에 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 상기 1 이상의 클래스별 상기 탭 계수를 구하는 학습 단계

를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 하는 기록 매체.

청구항 23

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데이터 변환 장치에 있어서,

주목하고 있는 상기 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과,

상기 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과,

학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 수단과,

상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 상기 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 연산 수단

을 구비하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 24

제23항에 있어서,

상기 교사 데이터의 복수 샘플은 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플의 2개의 샘플인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 25

제24항에 있어서,

상기 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징은 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 26

제25항에 있어서,

상기 탭 계수는 상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습함으로써 얻어진 것이며,

상기 연산 수단은,

상기 주목 샘플에 대하여, 상기 주목 샘플과 상기 주목 샘플 이외의 상기 제2 데이터의 소정의 샘플과의 차분값을, 상기 탭 계수와 예측 탭을 이용하여 구하고,

상기 주목 샘플에 대하여 구해진 차분값과, 상기 소정의 샘플을 가산함으로써 상기 주목 샘플을 구하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 27

제25항에 있어서,

상기 탭 계수는,

상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습함으로써 얻어진 제1 탭 계수와,

상기 교사 데이터의 상기 제1 샘플과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습함으로써 얻어진 제2 탭 계수를 가산한 것이고,

상기 연산 수단은 상기 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 28

제23항에 있어서,

상기 연산 수단은 상기 탭 계수와 예측 탭을 이용한 곱의 합 연산을 행함으로써, 상기 주목 샘플을 구하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 29

제23항에 있어서,

상기 제1과 제2 데이터는 화상 데이터인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 30

제23항에 있어서,

상기 제2 데이터는 상기 제1 데이터보다 고품질의 데이터인 것을 특징으로 하는 데이터 변환 장치.

청구항 31

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데이터 변환 방법에 있어서,
 주목하고 있는 상기 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,
 상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,
 상기 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,
 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와,
 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 상기 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 데이터 변환 방법.

청구항 32

삭제

청구항 33

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데이터 변환 처리를 컴퓨터에 행하게 하는 프로그램이 기록되어 있는 기록 매체에 있어서,
 주목하고 있는 상기 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,
 상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,
 상기 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,
 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와,
 상기 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 상기 예측 탭을 이용하여, 상기 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 하는 기록 매체.

청구항 34

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데 이용되는 소정의 탭 계수를 구하는 학습을 행하는 학습 장치에 있어서,
 상기 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과,
 상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과,
 상기 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과,
 상기 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 상기 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 상기 1 이상의 클래스별 상기 탭 계수를 구하는 학습 수단을 구비하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 35

제34항에 있어서,

상기 학습 수단은 상기 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플의 2개의 샘플과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 36

제35항에 있어서,

상기 학습 수단은 상기 교사 데이터의 제1과 제2 샘플끼리의 차분값을 상기 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징으로서 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 37

제36항에 있어서,

상기 학습 수단은 상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습함으로써, 상기 탭 계수를 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 38

제36항에 있어서,

상기 학습 수단은,

상기 교사 데이터의 상기 제1과 제2 샘플끼리의 차분값과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습함으로써 제1 탭 계수를 구함과 함께, 상기 교사 데이터의 상기 제1 샘플과, 상기 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 학습함으로써 제2 탭 계수를 구하고,

상기 제1과 제2 탭 계수를 가산함으로써, 최종적인 탭 계수를 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 39

제34항에 있어서,

상기 학습 수단은 상기 제1 데이터를, 그 제1 데이터와 상기 탭 계수와의 곱의 합 연산을 행함으로써, 상기 제2 데이터로 변환하는 상기 탭 계수를 구하는 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 40

제34항에 있어서,

상기 제1과 제2 데이터는 화상 데이터인 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 41

제34항에 있어서,

상기 제2 데이터는 상기 제1 데이터보다 고품질의 데이터인 것을 특징으로 하는 학습 장치.

청구항 42

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데 이용되는 소정의 탭 계수를 구하는 학습을 행하는 학습 방법에 있어서,

상기 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,

상기 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,

상기 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 상기 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 상기 1 이상의 클래스별 상기 탭 계수를 구하는 학습 단계

를 포함하는 것을 특징으로 하는 학습 방법.

청구항 43

삭제

청구항 44

제1 데이터를 제2 데이터로 변환하는 데 이용되는 소정의 탭 계수를 구하는 학습 처리를 컴퓨터에 행하게 하는 프로그램이 기록되어 있는 기록 매체에 있어서,

상기 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 상기 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 상기 학습의 학생이 되는, 상기 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와,

상기 클래스 탭에 기초하여, 상기 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와,

상기 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 상기 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와,

상기 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 상기 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 상기 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 상기 1 이상의 클래스별 상기 탭 계수를 구하는 학습 단계

를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 하는 기록 매체.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 데이터 변환 장치 및 데이터 변환 방법, 학습 장치 및 학습 방법, 및 프로그램 및 기록 매체에 관한 것으로, 특히 예를 들면 화상 데이터를 보다 고품질의 화상 데이터로 변환하는 것 등을 할 수 있도록 하는 데이터 변환 장치 및 데이터 변환 방법, 학습 장치 및 학습 방법, 및 프로그램 및 기록 매체에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 본건 출원인은, 예를 들면 화상의 화질 등의 향상 그 밖의 화상의 변환을 행하는 데이터 변환 처리로서, 클래스 분류 적용 처리를 먼저 제안하고 있다.

[0003] 클래스 분류 적용 처리는 클래스 분류 처리와 적용 처리로 이루어지며, 클래스 분류 처리에 의해, 데이터를 그 성질에 기초하여 클래스 분류하고, 각 클래스별로 적용 처리를 실시하는 것이며, 적용 처리는, 다음과 같은 방법의 처리이다.

[0004] 즉, 적용 처리에서는, 예를 들면 저화질 또는 표준 화질의 화상(이하, 적절하게, SD(Standard Definition) 화상이라고 함) 데이터가 소정의 탭 계수를 이용하여 맵핑(사상)됨으로써, 고품질의 화상(이하, 적절하게, HD(High Definition) 화상이라고 함) 데이터로 변환된다.

[0005] 지금, 이 탭 계수를 이용한 맵핑 방법으로서, 예를 들면 선형 1차 결합 모델을 채용하는 것으로 하면, HD 화상 데이터를 구성하는 화소(이하, 적절하게, HD 화소라고 함)(의 화소값) y 는 SD 화상 데이터를 구성하는 화소(이하, 적절하게, SD 화소라고 함)로부터, HD 화소를 예측하기 위한 예측 탭으로서 추출되는 복수의 SD 화소와, 탭 계수를 이용하여, 다음의 선형 1차식(선형 결합)에 의해 구해진다.

수학식 1

$$y = \sum_{n=1}^N w_n x_n$$

[0006]

[0007] 단, 수학식 1에서, x_n 은 HD 화소 y 에 대한 예측 탭을 구성하는 n 번째 SD 화상 데이터의 화소의 화소값을 나타내

고, w_n 은 n 번째 SD 화소(의 화소값)와 승산되는 n 번째 탭 계수를 나타낸다. 또, 수학식 1에서는 예측 탭이 N 개의 SD 화소 x_1, x_2, \dots, x_N 으로 구성되는 것으로 되어 있다.

[0008] 여기서, HD 화소의 화소값 y 는, 수학식 1에 나타낸 선형 1차식이 아니고, 2차 이상의 고차의 식에 의해 구할 수도 있다.

[0009] 현재, 제 k 샘플의 HD 화소의 화소값의 실제값을 y_k 로 나타냄과 함께, 수학식 1에 의해 얻어지는 그 실제값 y_k 의 예측값을 y_k' 로 나타내면, 그 예측 오차 e_k 는 다음의 수학식 2로 표현된다.

수학식 2

$$e_k = y_k - y_k'$$

[0010]

[0011] 수학식 2의 예측값 y_k' 는 수학식 1에 따라 구해지기 때문에, 수학식 2의 y_k' 를 수학식 1에 따라 치환하면, 다음의 수학식 3이 얻어진다.

수학식 3

$$e_k = y_k - \left(\sum_{n=1}^N w_n x_{n,k} \right)$$

[0012]

[0013] 단, 수학식 3에서, $x_{n,k}$ 는 제 k 샘플의 HD 화소에 대한 예측 탭을 구성하는 n 번째 SD 화소를 나타낸다.

[0014] 수학식 3의 예측 오차 e_k 를 0으로 하는 탭 계수 w_n 이, HD 화소를 예측하는 데 최적의 것이 되지만, 모든 HD 화소에 대하여, 그와 같은 탭 계수 w_n 을 구하는 것은, 일반적으로는 곤란하다.

[0015] 따라서, 탭 계수 w_n 이 최적의 것을 나타내는 규범으로서, 예를 들면 최소 제곱법을 채용하는 것으로 하면, 최적의 탭 계수 w_n 은 통계적인 오차로서의, 예를 들면 다음의 수학식 4로 표현되는 제곱 오차의 총합 E 를 최소로 함으로써 구할 수 있다.

수학식 4

$$E = \sum_{k=1}^K e_k^2$$

[0016]

[0017] 단, 수학식 4에서, K 는 HD 화소 y_k 와, 그 HD 화소 y_k 에 대한 예측 탭을 구성하는 SD 화소 $x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N,k}$ 와 의 세트의 샘플 수를 나타낸다.

[0018] 수학식 4의 제곱 오차의 총합 E 를 최소(극소)로 하는 탭 계수 w_n 은, 그 총합 E 를 탭 계수 w_n 으로 편미분한 것을 0으로 하는 것이며, 따라서 다음의 수학식 5를 만족할 필요가 있다.

수학식 5

$$\frac{\partial E}{\partial w_n} = e_1 \frac{\partial e_1}{\partial w_n} + e_2 \frac{\partial e_2}{\partial w_n} + \dots + e_k \frac{\partial e_k}{\partial w_n} = 0 \quad (n=1, 2, \dots, N)$$

[0019]

[0020] 따라서, 상술한 수학식 3을 탭 계수 w_n 으로 편미분하면, 다음의 수학식 6이 얻어진다.

수학식 6

$$\frac{\partial e_k}{\partial w_1} = -x_{1,k}, \frac{\partial e_k}{\partial w_2} = -x_{2,k}, \dots, \frac{\partial e_k}{\partial w_N} = -x_{N,k}, (k=1, 2, \dots, K)$$

[0021]

[0022]

수학식 5와 수학식 6으로부터, 다음의 수학식 7이 얻어진다.

수학식 7

$$\sum_{k=1}^K e_k x_{1,k} = 0, \sum_{k=1}^K e_k x_{2,k} = 0, \dots, \sum_{k=1}^K e_k x_{N,k} = 0$$

[0023]

[0024]

수학식 7의 e_k 에, 수학식 3을 대입함으로써, 수학식 7은 수학식 8에 나타내는 정규 방정식으로 나타낼 수 있다.

수학식 8

$$\begin{bmatrix} \left(\sum_{k=1}^K x_{1,k} x_{1,k} \right) & \left(\sum_{k=1}^K x_{1,k} x_{2,k} \right) & \dots & \left(\sum_{k=1}^K x_{1,k} x_{N,k} \right) \\ \left(\sum_{k=1}^K x_{2,k} x_{1,k} \right) & \left(\sum_{k=1}^K x_{2,k} x_{2,k} \right) & \dots & \left(\sum_{k=1}^K x_{2,k} x_{N,k} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\sum_{k=1}^K x_{N,k} x_{1,k} \right) & \left(\sum_{k=1}^K x_{N,k} x_{2,k} \right) & \dots & \left(\sum_{k=1}^K x_{N,k} x_{N,k} \right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\sum_{k=1}^K x_{1,k} y_k \right) \\ \left(\sum_{k=1}^K x_{2,k} y_k \right) \\ \vdots \\ \left(\sum_{k=1}^K x_{N,k} y_k \right) \end{bmatrix}$$

[0025]

[0026]

수학식 8의 정규 방정식은, HD 화소 y_k 와 SD 화소 $x_{n,k}$ 의 세트를 어느 정도의 수만큼 준비함으로써, 구해야 하는 탭 계수 w_n 의 수와 동일한 수만큼 세울 수 있음으로써, 수학식 8을 푸는 것으로(단, 수학식 8을 풀기 위해서는, 수학식 8에서, 탭 계수 w_n 에 관한 좌변의 행렬이 정칙일 필요가 있음), 최적의 탭 계수 w_n 을 구할 수 있다. 또, 수학식 8을 푸는데 있어서, 예를 들면 소인법(Gauss-Jordan의 소거법) 등을 채용할 수 있다.

[0027]

이상과 같이 다수의 HD 화소 y_1, y_2, \dots, y_K 를 탭 계수의 학습의 교사가 되는 교사 데이터로 함과 함께, 각 HD 화소 y_k 에 대한 예측 탭을 구성하는 SD 화소 $x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N,k}$ 를 탭 계수의 학습의 학생이 되는 학생 데이터로 하여, 수학식 8을 풀음으로써, 최적의 탭 계수 w_n 을 구하는 학습을 행하고, 또한 그 탭 계수 w_n 을 이용하여, 수학식 1에 의해, SD 화상 데이터를 HD 화상 데이터로 맵핑(변환)하는 것이 적응 처리이다.

[0028]

또, 적응 처리는 SD 화상에는 포함되어 있지 않지만, HD 화상에 포함되는 성분이 재현된다는 점에서, 예를 들면 단순한 보간 처리 등과는 다르다. 즉, 적응 처리에서는 수학식 1만 보는 한, 소위 보간 필터를 이용한 보간 처리와 동일하지만, 그 보간 필터의 탭 계수에 상당하는 탭 계수 w_n 이 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터와 학생 데이터로서의 SD 화상 데이터를 이용한 학습에 의해 구해지므로, HD 화상에 포함되는 성분을 재현할 수 있다. 이로써, 적응 처리는, 말하자면 화상의 창조(해상도 상상) 작용이 있는 처리라고 할 수 있다.

[0029]

여기서, 탭 계수 w_n 의 학습에서는 교사 데이터 y 와 학생 데이터 x 와의 조합으로서, 어떠한 것을 채용하느냐에 따라, 각종 변환을 행하는 탭 계수 w_n 을 구할 수 있다.

- [0030] 즉, 예를 들면, 교사 데이터 y 로서 HD 화상 데이터를 채용함과 함께, 학생 데이터 x 로서 그 HD 화상 데이터에 노이즈나 불선명을 부가한 SD 화상 데이터를 채용한 경우에는, 화상을 그 노이즈나 불선명을 제거한 화상으로 변환하는 탭 계수 w_n 을 얻을 수 있다. 또한, 예를 들면 교사 데이터 y 로서 HD 화상 데이터를 채용함과 함께, 학생 데이터 x 로서 그 HD 화상 데이터의 해상도를 열화시킨 SD 화상 데이터를 채용한 경우에는, 화상을, 그 해상도를 향상시킨 화상으로 변환하는 탭 계수 w_n 을 얻을 수 있다. 또한, 예를 들면, 교사 데이터 y 로서 화상 데이터를 채용함과 함께, 학생 데이터 x 로서 그 화상 데이터를 DCT(Discrete Cosine Transform) 변환한 DCT 계수를 채용한 경우에는, DCT 계수를 화상 데이터로 변환하는 탭 계수 w_n 을 얻을 수 있다.
- [0031] 상술한 바와 같이, 클래스 분류 적응 처리에 있어서는, 수학식 4의 제곱 오차의 총합 E 를 최소로 하는 탭 계수 w_n 이 클래스별로 구해져, 그 탭 계수 w_n 을 이용하여, 수학식 1이 연산됨으로써, SD 화상이 고품질의 HD 화상으로 변환된다. 즉, 탭 계수 w_n 과 SD 화상으로부터 생성되는 예측 탭 x_n 을 이용하여, 수학식 1이 연산됨으로써, HD 화상을 구성하는 HD 화소가 구해진다.
- [0032] 따라서, 먼저 제안한 클래스 분류 적응 처리에 따르면, 개개의 HD 화소에 주목한 경우에는, 각 HD 화소에 대하여 실제값에 대한 예측 오차를 통계적으로 최소로 하는 화소값을 구할 수 있다.
- [0033] 즉, 현재, 도 1A에 도시한 바와 같이, 예를 들면 수평, 수직, 또는 경사 방향에 인접하는 2개의 HD 화소 y_k 와 y_{k+1} 을 생각한 경우에, HD 화소 y_k 에 대해서는 그 실제값 y_k 에 대한 예측의 오차 e_k 를 통계적으로 최소로 하는 예측값 y_k' 를 얻을 수 있으며, 또한 HD 화소 y_{k+1} 에 대해서도 마찬가지로, 그 실제값 y_{k+1} 에 대한 예측 오차 e_{k+1} 을 통계적으로 최소로 하는 예측값 y_{k+1}' 을 얻을 수 있다.
- [0034] 그러나, 먼저 제안한 클래스 분류 적응 처리에서는, 예를 들면 도 1A에 도시한 바와 같은, 실제값이 우측 상향이 되는 2개의 HD 화소 y_k 와 y_{k+1} 의 배열에 관하여, 도 1B에 도시한 바와 같이, HD 화소 y_k 에 대해서는 실제값보다 큰 예측값 y_k' 가 얻어지고, HD 화소 y_{k+1} 에 대해서는 실제값보다 작은 예측값 y_{k+1}' 이 얻어지는 경우가 있었다.
- [0035] 그리고, 이 경우, HD 화소 y_k 의 예측값 y_k' 와, HD 화소 y_{k+1} 의 예측값 y_{k+1}' 의 배열이, 도 1B에 도시한 바와 같이 우측 하향이 되는 경우가 있다.
- [0036] 이와 같이 실제값의 배열이 우측 상향임에도 불구하고, 우측 하향의 예측값의 배열이 얻어지는 경우에는, 화소값의 변화가 실제값의 변화와 반대가 되므로, 외관상의 화질이 열화되는 경우가 있었다.
- [0037] <발명의 개시>
- [0038] 본 발명은 이러한 상황을 감안하여 이루어진 것으로, 예를 들면 화상 데이터를 보다 고품질의 화상 데이터로 변환할 수 있도록 하는 것이다.
- [0039] 본 발명의 제1 데이터 변환 장치는, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를, 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구축하는 구축 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 수단과, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 수단을 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0040] 본 발명의 제1 데이터 변환 방법은, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구축하는 구축 조건을 부여하여, 1이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측

탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0041] 본 발명의 제1 프로그램은, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 구비하는 것을 특징으로 한다.

[0042] 본 발명의 제1 기록 매체는, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 한다.

[0043] 본 발명의 제1 학습 장치는, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 수단을 구비하는 것을 특징으로 한다.

[0044] 본 발명의 제1 학습 방법은, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0045] 본 발명의 제2 프로그램은, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 단계를 구비하는 것을 특징으로 한다.

[0046] 본 발명의 제2 기록 매체는, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이

상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 단계를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 한다.

[0047] 본 발명의 제2 데이터 변환 장치는, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 수단과, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 수단을 구비하는 것을 특징으로 한다.

[0048] 본 발명의 제2 데이터 변환 방법은, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0049] 본 발명의 제3 프로그램은, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 구비하는 것을 특징으로 한다.

[0050] 본 발명의 제3 기록 매체는, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플을 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭을 제1 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수를 취득하는 탭 계수 취득 단계와, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플을 구하는 연산 단계를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 한다.

[0051] 본 발명의 제2 학습 장치는, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 수단과, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 수단과, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 수단과, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 수단을 구비하는 것을 특징으로 한다.

[0052] 본 발명의 제2 학습 방법은, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

- [0053] 본 발명의 제4 프로그램은, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 단계를 구비하는 것을 특징으로 한다.
- [0054] 본 발명의 제4 기록 매체는, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭을, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성하는 클래스 탭 생성 단계와, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터를 클래스 분류하는 클래스 분류 단계와, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 학생 데이터로부터 생성하는 예측 탭 생성 단계와, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 단계를 구비하는 프로그램이 기록되어 있는 것을 특징으로 한다.
- [0055] 본 발명의 제1 데이터 변환 장치 및 제1 데이터 변환 방법, 및 제1 프로그램 및 제1 기록 매체에 있어서는, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭과, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭이 제1 데이터로부터 생성되고, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플이 클래스 분류된다. 그리고, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터와의 관계를, 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터 주목 샘플의 클래스의 탭 계수가 취득되고, 그 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플이 구해진다.
- [0056] 본 발명의 제1 학습 장치 및 제1 학습 방법, 및 제2 프로그램 및 제2 기록 매체에 있어서는, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭과, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭이 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성되고, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터가 클래스 분류된다. 그리고, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 교사 데이터의 제1 샘플과 제2 샘플과의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수가 구해진다.
- [0057] 본 발명의 제2 데이터 변환 장치 및 제2 데이터 변환 방법, 및 제3 프로그램 및 제3 기록 매체에 있어서는, 주목하고 있는 제2 데이터의 샘플인 주목 샘플을 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭과, 주목 샘플을 구하는 데 이용하는 예측 탭이 제1 데이터로부터 생성되고, 클래스 탭에 기초하여, 주목 샘플이 클래스 분류된다. 또한, 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과, 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스마다 학습함으로써 얻어진 탭 계수로부터, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수가 취득되고, 주목 샘플의 클래스의 탭 계수와 예측 탭을 이용하여, 주목 샘플이 구해진다.
- [0058] 본 발명의 제2 학습 장치 및 제2 학습 방법, 및 제4 프로그램 및 제4 기록 매체에 있어서는, 탭 계수의 학습의 교사가 되는, 제2 데이터에 대응하는 교사 데이터 중의 주목하고 있는 주목 데이터를 1 이상의 클래스 중 어느 하나의 클래스로 클래스 분류하는 데 이용하는 클래스 탭과, 주목 데이터를 구하는 데 이용하는 예측 탭이 학습의 학생이 되는, 제1 데이터에 대응하는 학생 데이터로부터 생성되고, 클래스 탭에 기초하여, 주목 데이터가 클래스 분류된다. 그리고, 주목 데이터와 예측 탭을 이용하여, 교사 데이터의 복수 샘플로부터 얻어지는 특징과 학생 데이터의 복수 샘플과의 관계를 1 이상의 클래스별로 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수가 구해진다.

산업상 이용 가능성

[0236] 이상과 같이 본 발명에 따르면, 데이터를 보다 양호한 품질의 데이터로 변환할 수 있게 된다.

도면의 간단한 설명

[0059] 도 1A는 화질이 열화되는 경우를 설명하는 도면.

- [0060] 도 1B는 화질이 열화되는 경우를 설명하는 도면.
- [0061] 도 2는 본 발명을 적용한 화상 처리 장치의 제1 실시 형태의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0062] 도 3은 HD 화상 데이터의 블록과, 클래스 탭 및 예측 탭을 나타내는 도면.
- [0063] 도 4는 화상 처리 장치의 처리를 설명하는 흐름도.
- [0064] 도 5는 계수 RAM(5)에 기억시키는 탭 계수를 학습하는 학습 장치의 일 실시 형태의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0065] 도 6은 학습쌍 생성 회로(22)의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0066] 도 7은 계수 RAM(5)에 기억시키는 탭 계수를 학습하는 학습 처리를 설명하는 흐름도.
- [0067] 도 8은 계수 RAM(7)에 기억시키는 탭 계수를 학습하는 학습 장치의 일 실시 형태의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0068] 도 9는 학습쌍 생성 회로(42)의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0069] 도 10은 계수 RAM(7)에 기억시키는 탭 계수를 학습하는 학습 처리를 설명하는 흐름도.
- [0070] 도 11은 학습쌍 생성 회로(42)의 다른 구성예를 나타내는 블록도.
- [0071] 도 12는 본 발명을 적용한 화상 처리 장치의 제2 실시 형태의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0072] 도 13은 HD 화상 데이터의 블록의 다른 예를 나타내는 도면.
- [0073] 도 14는 본 발명을 적용한 컴퓨터의 일 실시 형태의 구성예를 나타내는 블록도.
- [0074] <발명을 실시하기 위한 최량의 형태>
- [0075] 도 2는 본 발명을 적용한 화상 처리 장치의 일 실시 형태의 구성예를 나타내고 있다.
- [0076] 이 화상 처리 장치에서는, 예를 들면 불선명한 SD 화상이 입력되고, 그 SD 화상에 대하여, 클래스 분류 적응 처리가 실시됨으로써, SD 화상의 불선명 정도에 관계없이 그 불선명이 충분히 개선된 HD 화상(불선명 개선 화상)이 출력되도록 되어 있다.
- [0077] 즉, 이 화상 처리 장치는 프레임 메모리(1), 클래스 탭 생성 회로(2), 예측 탭 생성 회로(3), 클래스 분류 회로(4), 프레임 메모리(10), 주화소 처리 회로(11), 및 부화소 처리 회로(12)로 구성되고, 거기에는 불선명의 개선을 행하는 대상이 되는 SD 화상이 입력된다.
- [0078] 프레임 메모리(1)는 화상 처리 장치에 입력되는 SD 화상을, 예를 들면 프레임(또는 필드) 단위로 일시 기억한다. 또, 본 실시의 형태에서는 프레임 메모리(1)는 복수 프레임의 SD 화상을 뱅크 전환에 의해 기억할 수 있도록 되어 있으며, 이에 의해 화상 처리 장치에 입력되는 SD 화상이 동화상이라도, 그 처리를 리얼타임으로 행할 수 있게 되어 있다.
- [0079] 클래스 탭 생성 회로(2)는 클래스 분류 적응 처리에 의해 구하고자 하는 HD 화상(여기서는, SD 화상으로부터 불선명을 완전히 배제한, 불선명이 없는 이상적인 HD 화상)을 복수의 HD 화소(샘플)로 이루어지는 블록으로 블록화(분할)하고, 또한 각 블록을 순차적으로, 주목 블록으로 한다. 그리고, 클래스 탭 생성 회로(2)는 주목 블록을 구성하는 HD 화소에 대한 클래스 분류에 이용하는 클래스 탭을 프레임 메모리(1)에 기억된 SD 화상으로부터 생성하고, 클래스 분류 회로(4)에 출력한다. 즉, 클래스 탭 생성 회로(2)는, 예를 들면 주목 블록의 위치로부터 공간적 또는 시간적으로 가까운 위치에 있는 복수의 SD 화소(샘플)를, 프레임 메모리(1)에 기억된 SD 화상으로부터 추출함으로써 클래스 탭으로 하여, 클래스 분류 회로(4)에 출력한다.
- [0080] 구체적으로는, 클래스 탭 생성 회로(2)는, 예를 들면 도 3에 도시한 바와 같이 HD 화상을 수직 방향에 인접하는 2개의 HD 화소로 이루어지는 블록으로 분할하고, 각 블록을 순차적으로, 주목 블록으로 한다.
- [0081] 여기서, 도 3에서, ○ 표시가 SD 화상을 구성하는 SD 화소를 나타내고, × 표시가 HD 화상을 구성하는 HD 화소를 나타내고 있다. 또한, 도 3에서는 HD 화상은 수평 방향과 수직 방향 각각의 화소 수가, SD 화상의 2배의 화상으로 되어 있다.
- [0082] 클래스 탭 생성 회로(2)는 주목 블록에 대하여, 예를 들면 도 3에 도시한 바와 같이 그 주목 블록의 위치로부터 가까운 가로×세로가 3×3개의 SD 화소를, 프레임 메모리(1)에 기억된 SD 화소로부터 추출함으로써 클래스 탭으로 한다.

- [0083] 또, 이하, 적절하게, HD 화상을 블록화한 블록의 상측의 HD 화소와 하측의 HD 화소를 각각 $y^{(1)}$ 과 $y^{(2)}$ 로 나타낸다. 또한, 이하, 적절하게, 클래스 탭을 구성하는 3×3개의 SD 화소 중의, 제1 행 제1 열, 제1 행 제2 열, 제1 행 제3 열, 제2 행 제1 열, 제2 행 제2 열, 제2 행 제3 열, 제3 행 제1열, 제3 행 제2 열, 제3 행 제3 열의 SD 화소를, 각각 $x^{(1)}$, $x^{(2)}$, $x^{(3)}$, $x^{(4)}$, $x^{(5)}$, $x^{(6)}$, $x^{(7)}$, $x^{(8)}$, $x^{(9)}$ 로 나타낸다.
- [0084] 예측 탭 생성 회로(3)는, 예측 연산 회로(6)에 있어서 주목 블록을 구성하는 HD 화소(의 예측값)를 구하는 데 이용하는 예측 탭을 프레임 메모리(1)에 기억된 SD 화상으로부터 생성하여, 예측 연산 회로(6)에 공급한다. 즉, 클래스 탭 생성 회로(2)는, 예를 들면 주목 블록의 위치로부터 공간적 또는 시간적으로 가까운 위치에 있는 복수의 SD 화소를, 프레임 메모리(1)에 기억된 SD 화상으로부터 추출함으로써 예측 탭으로 하여, 예측 연산 회로(6)에 공급한다.
- [0085] 또, 여기서는 설명을 간단히 하기 위해서, 예측 탭 생성 회로(3)는 주목 블록을 구성하는 HD 화소에 대하여, 클래스 탭과 동일한 탭 구조의 예측 탭, 즉 3×3의 SD 화소로 이루어지는 예측 탭을 생성하는 것으로 한다.
- [0086] 단, 클래스 탭으로 하는 SD 화소와, 예측 탭으로 하는 SD 화소는, 동일할 필요는 없다. 즉, 클래스 탭과 예측 탭은 각각 독립적으로 구성(생성)할 수 있다. 또한, 클래스 탭이나 예측 탭의 탭 구조는, 도 3에 도시한 3×3개의 SD 화소에 한정되는 것은 아니다.
- [0087] 도 2로 되돌아가, 클래스 분류 회로(4)는 클래스 탭 생성 회로(2)로부터의 클래스 탭에 기초하여, 주목 블록을 구성하는 HD 화소를 클래스 분류하고, 그 결과 얻어지는 주목 블록을 구성하는 HD 화소의 클래스에 대응하는 클래스 코드를, 주화소 처리 회로(11)와 부화소 처리 회로(12)에 공급한다. 즉, 클래스 분류 회로(4)는 클래스 탭 생성 회로(2)로부터의 클래스 탭을, 예를 들면 1비트 ADRC(Adaptive Dynamic Range Coding) 처리하여, 그 결과 얻어지는 ADRC 코드를 클래스 코드로서, 주화소 처리 회로(11)와 부화소 처리 회로(12)에 출력한다.
- [0088] 또, K비트 ADRC 처리에 있어서는, 클래스 탭을 구성하는 SD 화소의 화소값의 최대값 MAX와 최소값 MIN이 검출되고, DR=MAX-MIN을 국소적인 다이내믹 범위로 하여, 이 다이내믹 범위 DR에 기초하여, 클래스 탭을 구성하는 SD 화소가 K비트로 재양자화된다. 즉, 클래스 탭을 구성하는 각 SD 화소의 화소값으로부터, 최소값 MIN이 감산되어, 그 감산값이 $DR/2^K$ 로 제산(양자화)된다. 따라서, 클래스 탭이 1비트 ADRC 처리된 경우에는, 그 클래스 탭을 구성하는 각 SD 화소의 화소값은 1비트로 되게 된다. 그리고, 이 경우, 이상과 같이 하여 얻어지는, 클래스 탭을 구성하는 각 SD 화소에 대한 1비트의 화소값을 소정의 순서로 배열한 비트 열이 ADRC 코드로서 출력된다. 단, 클래스 분류는 기타, 예를 들면 클래스 탭을 구성하는 SD 화소를 벡터의 성분으로 간주하여, 그 벡터를 벡터 양자화하는 것 등에 의해 행할 수도 있다. 또한, 클래스 분류로서는 1클래스의 클래스 분류를 행할 수도 있다. 이 경우, 클래스 분류 회로(4)는 어떠한 클래스 탭이 공급되어도, 고정된 클래스 코드를 출력하는 것으로 된다.
- [0089] 여기서, 본 실시의 형태에서는 클래스 탭 생성 회로(2)에 있어서, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 $y^{(1)}$ 와 $y^{(2)}$ 각각에 대하여, 동일한 클래스 탭이 생성된다. 따라서, 클래스 분류 회로(4)에서는 주목 블록을 구성하는 HD 화소 $y^{(1)}$ 와 $y^{(2)}$ 각각이 동일한 클래스로 클래스 분류된다. 이로 인해, 클래스 분류 회로(4)에서는 주목 블록의 HD 화소가 클래스 분류되어 있다고 할 수 있을 뿐만 아니라, 주목 블록이 클래스 분류되어 있다고 할 수도 있다.
- [0090] 또, 클래스 탭 생성 회로(2)에서는, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 $y^{(1)}$ 와 $y^{(2)}$ 각각에 대하여, 별개의 탭 구조의 클래스 탭을 생성하도록 할 수도 있다. 마찬가지로, 예측 탭 생성 회로(3)로도, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 $y^{(1)}$ 와 $y^{(2)}$ 각각에 대하여, 별개의 탭 구조의 예측 탭을 생성하도록 할 수 있다. 단, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 $y^{(1)}$ 와 $y^{(2)}$ 각각에 대하여, 별개의 탭 구조의 클래스 탭이나 예측 탭을 생성하는 경우에는, 주화소 처리 회로(11)와 부화소 처리 회로(12) 각각에, 각 회로에서 구하고자 하는 HD 화소에 대하여 생성된 클래스 탭으로부터 구해진 클래스 코드 및 예측 탭을 공급하도록 할 필요가 있다.
- [0091] 프레임 메모리(10)는, 주화소 처리 회로(11)로 구해지는 HD 화소와, 부화소 처리 회로(12)로 구해지는 HD 화소를 일시 기억하여, 예를 들면 1프레임분의 HD 화소를 기억하면, 그 HD 화소로 구성되는 1프레임의 HD 화상을 출력한다. 또, 프레임 메모리(10)는 프레임 메모리(1)와 마찬가지로 구성되어 있으며, 이에 의해 주화소 처리 회로(11)나 부화소 처리 회로(12)로부터 공급되는 HD 화소의 기억과, 프레임 메모리(10)에 기억된 HD 화소의 판독

을 동시에 행할 수 있게 되어 있다.

- [0092] 주화소 처리 회로(11)는, 계수 RAM(Random Access Memory)(5)과 예측 연산 회로(6)로 구성되어 있으며, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 중의, 주화소를 주목 화소로 하여, 그 주화소(의 예측값)를 구하여, 프레임 메모리(10)에 공급하고, 주화소의 위치에 대응하는 어드레스에 기억시킨다.
- [0093] 즉, 계수 RAM(5)은 학습의 교사가 되는 HD 화상 데이터인 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는 SD 화상 데이터인 학생 데이터와의 관계를 1 이상의 클래스별로 학습함으로써 얻어진 탭 계수를 기억하고 있다. 그리고, 계수 RAM(5)은 클래스 분류 회로(4)로부터 주목 블록(의 HD 화소)의 클래스 코드가 공급되면, 그 클래스 코드에 대응하는 어드레스에 기억되어 있는 탭 계수를 판독함으로써, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 중의 주화소의 클래스의 탭 계수를 취득하여, 예측 연산 회로(6)에 공급한다. 또, 계수 RAM(5)에 기억되는 탭 계수의 학습 방법에 대한 상세는, 후술한다.
- [0094] 예측 연산 회로(6)는, 계수 RAM(5)으로부터 공급되는 주화소의 클래스에 대한 탭 계수 w_1, w_2, \dots 와, 예측 탭 생성 회로(3)로부터의 예측 탭(을 구성하는 각 SD 화소의 화소값) x_1, x_2, \dots 를 이용하여, 수학적 1에 나타난 곱의 합 연산을 행함으로써, 주화소 y (의 예측값)를 구하여, 이를 불선명을 개선한 HD 화소의 화소값으로 하여, 프레임 메모리(10)에 공급하여 기억시킨다.
- [0095] 여기서, 본 실시의 형태에서는, HD 화상을 블록화하여 얻어지는 각 블록을 구성하는 HD 화소 중에는, 예를 들면 적어도 1개의 주화소와, 주화소 이외의 화소인 부화소가 존재한다. 주화소는 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 구속 조건을 부여하지 않고 학습함으로써 얻어진 탭 계수를 이용하여 구해지는 HD 화소를 의미하고, 부화소는 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 구속 조건을 부여하여 학습함으로써 얻어진 탭 계수를 이용하여 구해지는 HD 화소를 의미한다.
- [0096] 또, 본 실시의 형태에서는, 도 3에 도시한 HD 화상의 블록을 구성하는 2개의 HD 화소 중의, 예를 들면 상측의 HD 화소 $y^{(1)}$ 가 주화소이고, 하측의 HD 화소 $y^{(2)}$ 가 부화소인 것으로 한다.
- [0097] 부화소 처리 회로(12)는 계수 RAM(7), 예측 연산 회로(8), 복호 회로(9)로 구성되어 있으며, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 중의, 부화소 $y^{(2)}$ (의 예측값)를 구하여, 프레임 메모리(10)에 공급하여, 그 부화소의 위치에 대응하는 어드레스에 기억시킨다.
- [0098] 즉, 계수 RAM(7)은 학습의 교사가 되는 HD 화상 데이터인 교사 데이터와, 학습의 학생이 되는 SD 화상 데이터인 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스별로 학습함으로써 얻어진 탭 계수를 기억하고 있다. 그리고, 계수 RAM(7)은 클래스 분류 회로(4)로부터 주목 블록의 클래스 코드가 공급되면, 그 클래스 코드에 대응하는 어드레스에 기억되어 있는 탭 계수를 판독함으로써, 주목 블록을 구성하는 HD 화소 중의 부화소의 클래스의 탭 계수를 취득하여, 예측 연산 회로(6)에 공급한다. 또, 동일 블록의 주화소와 부화소에 대해서는, 여기서는 상술한 바와 같이 동일한 클래스 탭이 생성되기 때문에, 그 클래스도 동일하다. 또한, 계수 RAM(7)에 기억되는 탭 계수의 학습 방법에 대한 상세는, 후술한다.
- [0099] 예측 연산 회로(8)는 계수 RAM(7)으로부터 공급되는 부화소의 클래스에 대한 탭 계수 $\Delta w_1, \Delta w_2, \dots$ 와, 예측 탭 생성 회로(3)로부터의 예측 탭(을 구성하는 각 SD 화소의 화소값) x_1, x_2, \dots 를 이용하여, 수학적 1에 도시한 나타난 연산에 대응하는 곱의 합 연산을 행함으로써, 부화소와, 프레임 메모리(10)에 이미 기억되어 있는 HD 화소와의 차분값 Δy (의 예측값)를 구하여, 복호 회로(9)에 공급한다. 여기서, 본 실시의 형태에서는 예측 연산 회로(8)에 있어서, 주목 블록의 부화소 $y^{(2)}$ 에 대하여, 예를 들면 그 부화소 $y^{(2)}$ 와, 그 주목 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 와의 차분값 $\Delta y(=y^{(2)}-y^{(1)})$ 가 구해지는 것으로 한다.
- [0100] 복호 회로(9)는 예측 연산 회로(8)로부터 공급되는 부화소에 대한 차분값을 부화소로 복호한다. 즉, 본 실시의 형태에서는 부화소 $y^{(2)}$ 에 대한 차분값 Δy 로서, 그 부화소 $y^{(2)}$ 와, 그 부화소의 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 와의 차분값이 채용되어 있기 때문에, 복호 회로(9)는 프레임 메모리(10)로부터 주목 블록의 주화소(의 예측값) $y^{(1)}$ 를 판독하여, 예측 연산 회로(8)로부터 공급되는 차분값 Δy 와 가산함으로써, 부화소(의 예측값) $y^{(2)}(=\Delta y+y^{(1)})$ 를 구한다. 그리고, 복호 회로(9)는 구한 부화소를 프레임 메모리(10)에 공급하여 기억시킨다.
- [0101] 다음으로, 도 4의 흐름도를 참조하여, 도 2의 화상 처리 장치가 행한, SD 화상을 HD 화상으로 변환하는 화상 변

환 처리에 대하여 설명한다.

- [0102] 프레임 메모리(1)에는 화상 변환 처리의 대상으로서의 SD 화상(동화상)이 프레임 단위로 순차적으로 공급되고, 프레임 메모리(1)에서는 그와 같이 프레임 단위로 공급되는 SD 화상이 순차적으로 기억되어 간다.
- [0103] 그리고, 단계 S1에서, 클래스 탭 생성 회로(2)는 이제부터 구하고자 하는 HD 화상의 프레임(프레임 메모리(10)에 기억시키는 HD 화상의 프레임)을 주목 프레임으로 하여, 그 주목 프레임을 도 3에서 설명한 바와 같이 수직 방향으로 배열하는 2개의 HD 화소 $y^{(1)}$ 와 $y^{(2)}$ 로 이루어지는 블록으로 블록화하여, 단계 S2로 진행한다.
- [0104] 단계 S2에서는, 클래스 탭 생성 회로(2)는 주목 프레임을 구성하는 블록 중, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 블록 중의 1개를 주목 블록으로서 선택하여, 단계 S3으로 진행한다.
- [0105] 단계 S3에서는, 클래스 탭 생성 회로(2)와 예측 탭 생성 회로(3)가 주목 블록의 위치에 공간적 또는 시간적으로 가까운 복수의 SD 화소를, 프레임 메모리(1)에 기억된 SD 화상으로부터 추출함으로써, 클래스 탭과 예측 탭을 각각 생성한다. 또한, 단계 S3에서는, 클래스 탭 생성 회로(2)가 주목 블록에 대한 클래스 탭을 클래스 분류 회로(4)에 공급함과 함께, 예측 탭 생성 회로(3)가 주목 블록에 대한 예측 탭을 주화소 처리 회로(11) 및 부화소 처리 회로(12)에 공급하여, 단계 S4로 진행한다.
- [0106] 단계 S4에서는, 클래스 분류 회로(4)는 클래스 탭 생성 회로(2)로부터 공급되는 클래스 탭에 기초하여, 주목 블록(을 구성하는 주화소 $y^{(1)}$ 와 부화소 $y^{(2)}$ 각각)에 대해서 클래스 분류를 행하고, 그 결과 얻어지는 주목 블록의 클래스를 나타내는 클래스 코드를 주화소 처리 회로(11) 및 부화소 처리 회로(12)에 공급하여, 단계 S5로 진행한다.
- [0107] 단계 S5에서는, 주화소 처리 회로(11)의 계수 RAM(5)이 클래스 분류 회로(4)로부터 공급되는 클래스 코드에 대응하는 어드레스에 기억되어 있는 탭 계수를 판독하고, 이에 의해 주목 블록(을 구성하는 주화소 $y^{(1)}$)의 클래스의 탭 계수를 취득하여, 예측 연산 회로(6)에 공급한다. 또한, 단계 S5에서는, 부화소 처리 회로(12)의 계수 RAM(7)이 클래스 분류 회로(4)로부터 공급되는 클래스 코드에 대응하는 어드레스에 기억되어 있는 탭 계수를 판독하고, 이에 의해 주목 블록(을 구성하는 부화소 $y^{(2)}$)의 클래스의 탭 계수를 취득하여, 예측 연산 회로(8)에 공급한다.
- [0108] 그 후, 단계 S6으로 진행하여, 주화소 처리 회로(11)는 주목 블록의 주화소를 주목 화소로 하여, 그 주목 화소(의 예측값) $y^{(1)}$ 를 산출한다. 즉, 단계 S6에서는, 주화소 처리 회로(11)에 있어서, 예측 연산 회로(6)가 예측 탭 생성 회로(3)로부터의 예측 탭과, 계수 RAM(5)으로부터의 탭 계수를 이용하여, 수학적 1에 나타낸 연산을 행하여, 주목 화소로서의 주화소(의 예측값) $y^{(1)}$ 를 구한다. 또한, 단계 S6에서는, 예측 연산 회로(6)는 구한 주화소 $y^{(1)}$ 를 프레임 메모리(10)에 공급하고, 그 주화소 $y^{(1)}$ 의 위치에 대응하는 어드레스에 기억시켜, 단계 S7로 진행한다.
- [0109] 단계 S7에서는, 부화소 처리 회로(12)는 주목 블록의 부화소를 주목 화소로 하여, 그 주목 화소(의 예측값) $y^{(2)}$ 를 산출한다. 즉, 단계 S7에서는, 부화소 처리 회로(12)에 있어서, 예측 연산 회로(8)가 예측 탭 생성 회로(3)로부터의 예측 탭과, 계수 RAM(7)으로부터의 탭 계수를 이용하여, 수학적 1에 대응하는 곱의 합 연산(이 연산의 상세에 대해서는 후술함)을 행하여, 주목 화소로서의 부화소 $y^{(2)}$ 와 주화소인 HD 화소 $y^{(1)}$ 와의 차분값(의 예측값) Δy 를 구하여, 복호 회로(9)에 공급한다. 또한, 단계 S7에서는, 복호 회로(9)가 예측 연산 회로(8)로부터 공급되는 차분값 Δy 에, 단계 S6에서 구해지고, 프레임 메모리(10)에 기억되어 있는 주화소 $y^{(1)}$ 를 가산함으로써, 주목 화소로서의 부화소(의 예측값) $y^{(2)}$ 를 구한다. 그리고, 복호 회로(9)는 그 부화소 $y^{(2)}$ 를 프레임 메모리(10)에 공급하여, 그 부화소 $y^{(2)}$ 의 위치에 대응하는 어드레스에 기억시켜, 단계 S8로 진행한다.
- [0110] 단계 S8에서는, 클래스 탭 생성 회로(2)가 주목 프레임을 구성하는 블록 중, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 블록이 존재하는지의 여부를 판정하여, 존재한다고 판정된 경우, 단계 S2로 되돌아가, 이하 마찬가지로의 처리를 반복한다.
- [0111] 또한, 단계 S8에서, 주목 블록으로 되어 있지 않은 블록이 존재하지 않는다고 판정된 경우, 즉 주목 프레임을 구성하는 모든 HD 화소가 프레임 메모리(10)에 기억된 경우, 단계 S9로 진행하고, 프레임 메모리(10)는 그 주목

프레임의 HD 화상을 거기서부터 판독하여 출력하고, 단계 S10으로 진행한다.

- [0112] 단계 S10에서는, 클래스 탭 생성 회로(2)가, 다음에 구해야 하는 HD 화상의 프레임이 존재하는지의 여부를 판정하여, 존재한다고 판정된 경우, 단계 S1로 되돌아가, 그 프레임을 새롭게 주목 프레임으로 하여, 이하 마찬가지로의 처리를 반복한다.
- [0113] 또한, 단계 S10에서, 다음에 구해야 하는 HD 화상의 프레임이 존재하지 않는다고 판정된 경우, 처리를 종료한다.
- [0114] 다음으로, 도 5는 도 2의 계수 RAM(5)에 기억시키는 클래스별 탭 계수를 구하는 학습을 행하는 학습 장치의 실시 형태의 구성예를 나타내고 있다.
- [0115] 학습용 데이터베이스(21)에는 탭 계수의 학습용 화상 데이터로서의, 예를 들면 HD 화상 데이터가 기억되어 있다.
- [0116] 학습쌍 생성 회로(22)는 학습용 데이터베이스(21)에 기억된 학습용 화상 데이터로부터, 탭 계수의 학습에 이용되는 교사 데이터와 학생 데이터의 세트인 학습쌍 데이터를 생성하여, 학습쌍 데이터베이스(63)에 공급한다.
- [0117] 즉, 학습쌍 생성 회로(22)는 학습용 데이터베이스(21)에 기억된 학습용 화상 데이터를 판독하여, 그 학습용 화상 데이터인 HD 화상 데이터를, 예를 들면 그대로 교사 데이터로 한다. 여기서, 도 2의 화상 처리 장치에서 얻어지는 HD 화상은, 도 5의 학습 장치에서 교사 데이터로서 이용되는 HD 화상 데이터의 화질에 대응한 것이 된다.
- [0118] 또한, 학습쌍 생성 회로(22)는 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터의 화질을 열화시킴으로써, 즉 예를 들면 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터의 화소를 씌닝하고, 또한 LPF(Low Pass Filter)로 필터링하는 것 등에 의해, 그 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터를 바람직한(gradation) SD 화상 데이터인 학생 데이터를 생성한다. 여기서, 학생 데이터로서의 SD 화상 데이터는, 도 2의 화상 처리 장치에서 처리 대상이 되는 SD 화상 데이터에 대응한 화질의 것으로 할 필요가 있다.
- [0119] 학습쌍 생성 회로(22)는 상술된 바와 같이 하여, 교사 데이터와, 그 교사 데이터에 대응하는 학생 데이터(교사 데이터로부터 생성된 학생 데이터)를 생성하면, 그 교사 데이터와 학생 데이터의 세트를 학습쌍 데이터로 하여, 학습쌍 데이터 베이스(23)에 공급한다.
- [0120] 학습쌍 데이터베이스(23)는 학습쌍 생성 회로(22)로부터의 학습쌍 데이터를 일시 기억한다.
- [0121] 클래스 탭 생성 회로(24)는 학습쌍 데이터 베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 교사 데이터로서의 HD 화상을, 도 2의 클래스 탭 생성 회로(2)에 있어서의 경우와 동일한 블록으로 블록화하여, 각 블록을 순차적으로, 주목 블록으로 한다. 또한, 클래스 탭 생성 회로(24)는 주목 블록(을 구성하는 주화소와 부화소 각각)에 대한 클래스 탭을, 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 학생 데이터로서의 SD 화상으로부터 생성하여, 클래스 분류 회로(26)에 공급한다. 여기서, 클래스 탭 생성 회로(24)는 도 2의 클래스 탭 생성 회로(2)가 생성하는 것과 동일한 탭 구조의 클래스 탭을 생성한다.
- [0122] 예측 탭 생성 회로(25)는 주목 블록(을 구성하는 주화소와 부화소 각각)에 대한 예측 탭을, 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 학생 데이터로서의 SD 화상으로부터 생성하여, 가산 회로(27)에 공급한다. 여기서, 예측 탭 생성 회로(25)는 도 2의 예측 탭 생성 회로(3)가 생성하는 것과 동일한 탭 구조의 클래스 탭을 생성한다.
- [0123] 클래스 분류 회로(26)는 도 2의 클래스 분류 회로(4)와 마찬가지로 구성되어, 클래스 탭 생성 회로(24)로부터의 클래스 탭에 기초하여, 주목 블록(을 구성하는 주화소와 부화소 각각)을 클래스 분류하여, 주목 블록의 클래스를 나타내는 클래스 코드를 가산 회로(27)에 공급한다.
- [0124] 가산 회로(27) 및 탭 계수 연산 회로(28)는 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의, 주목 블록의 주화소로 되어 있는 교사 데이터와, 예측 탭 생성 회로(25)로부터 공급되는 예측 탭을 이용하여, 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터로서의 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 클래스 분류 회로(26)로부터 공급되는 클래스별로 학습함으로써, 클래스별 탭 계수를 구한다.
- [0125] 즉, 가산 회로(27)는 클래스 분류 회로(26)가 출력하는 클래스 코드마다, 예측 탭 생성 회로(25)로부터 공급되는 예측 탭과, 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의, 주목 블록의 주화소로 되어 있는 교사 데이터인 HD 화소를 대상으로 한, 수학적 8의 가산을 행한다.

- [0126] 구체적으로는, 가산 회로(27)는 클래스 분류 회로(26)로부터 공급되는 클래스 코드에 대응하는 클래스마다, 예측 탭을 구성하는 학생 데이터로서의 SD 화소 $x_{n, k}$ 를 이용하여, 수학적 8의 좌변의 행렬에 있어서의 SD 화소끼리의 승산($x_{n, k} \times x_{n', k}$)과, 서메이션(Σ)에 상당하는 연산을 행한다.
- [0127] 또한, 가산 회로(27)는 역시, 클래스 분류 회로(26)로부터 공급되는 클래스 코드에 대응하는 클래스마다, 예측 탭을 구성하는 학생 데이터로서의 SD 화소 $x_{n, k}$ 와 주목 블록에 있어서의 주화소로 되어 있는 교사 데이터인 HD 화소 y_k 를 이용하여, 수학적 8의 우변의 벡터에 있어서의 SD 화소 $x_{n, k}$ 및 HD 화소 y_k 의 승산($x_{n, k} y_k$)과, 서메이션(Σ)에 상당하는 연산을 행한다.
- [0128] 가산 회로(27)는 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 교사 데이터로서의 HD 화상의 블록 전부를 주목 블록으로 하여, 상술한 가산을 행함으로써, 각 클래스에 대하여, 수학적 8에 나타난 정규 방정식을 세우면, 그 정규 방정식을 탭 계수 연산 회로(28)에 공급한다.
- [0129] 탭 계수 연산 회로(28)는 가산 회로(27)로부터, 각 클래스에 대한 수학적 8의 정규 방정식을 수신하여, 그 정규 방정식을 푸는 것에 의해, 클래스별 탭 계수를 구하여 출력한다.
- [0130] 탭 계수 메모리(29)는 탭 계수 연산 회로(28)가 출력하는 클래스별 탭 계수를 기억한다.
- [0131] 다음으로, 도 6은 도 5의 학습쌍 생성 회로(22)의 구성예를 나타내고 있다.
- [0132] 학습쌍 생성 회로(22)에는 학습용 데이터베이스(21)(도 5)에 기억된 학습용 화상 데이터로서의 HD 화상 데이터가 공급되어, 학습쌍 생성 회로(22)는 그 HD 화상 데이터를 그대로 교사 데이터로서 출력한다.
- [0133] 또한, 씌닝 회로(31)는 학습용 화상 데이터로서의 HD 화상 데이터의 화소를 씌닝하여, 그 씌닝에 의해 얻어지는 SD 화상 데이터를 LPF(32)에 공급한다. 여기서, 본 실시의 형태에서는 도 3에서 설명한 바와 같이, 도 2의 화상 처리 장치에서, SD 화상 데이터가 그 수평 방향과 수직 방향 각각의 화소 수가 2배로 된 HD 화상 데이터로 변환되기 때문에, 씌닝 회로(31)에서는 그 반대로, 학습용 화상 데이터로서의 HD 화상 데이터를 구성하는 수평 방향과 수직 방향 각각의 화소 수가 1/2로 씌닝된다.
- [0134] LPF(32)는 소정의 주파수 특성을 갖는 LPF로서, 씌닝 회로(31)로부터 공급되는 SD 화상 데이터를 필터링함으로써, 그 SD 화상 데이터를 바뀐 SD 화상 데이터를 얻어, 학생 데이터로서 출력한다.
- [0135] 학습쌍 생성 회로(22)는 이상과 같이 하여 얻어지는 교사 데이터와 학생 데이터의 세트를 학습쌍 데이터로 하여, 학습쌍 데이터베이스(23)(도 5)에 출력한다.
- [0136] 다음으로, 도 7의 흐름도를 참조하여, 도 5의 학습 장치에서 행해지는, 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 처리에 대하여 설명한다.
- [0137] 우선, 최초로, 단계 S11에서, 학습쌍 생성 회로(22)는 학습용 데이터 베이스(21)로부터 학습용 화상 데이터를 판독하여, 교사 데이터와 학생 데이터를 생성한다. 또한, 단계 S11에서는, 학습쌍 생성 회로(22)는 그 교사 데이터와 학생 데이터를 세트로 함으로써 학습쌍 데이터를 생성하여, 학습쌍 데이터베이스(23)에 공급하여 기억시킨다.
- [0138] 그리고, 단계 S12로 진행하여, 클래스 탭 생성 회로(24)는 학습쌍 데이터 베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터를 도 2의 클래스 탭 생성 회로(2)에 있어서의 경우와 마찬가지로, 수직 방향으로 배열하는 2개의 HD 화소의 단위의 블록으로 블록화하여, 단계 S13으로 진행한다.
- [0139] 단계 S13에서는, 클래스 탭 생성 회로(24)는 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 교사 데이터로서의 HD 화상의 블록 중에서, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 것 중의 하나를 주목 블록으로서 선택하여, 단계 S14로 진행한다. 단계 S14에서는, 클래스 탭 생성 회로(24)와 예측 탭 생성 회로(25)는 주목 블록(의 주화소)에 대한 클래스 탭과 예측 탭을 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 학생 데이터로서의 SD 화소로부터 각각 생성하여, 그 클래스 탭과 예측 탭을 클래스 분류 회로(26)와 가산 회로(27)에 각각 공급하여, 단계 S15로 진행한다.
- [0140] 단계 S15에서는, 클래스 분류 회로(26)가 도 2의 클래스 분류 회로(4)에 있어서의 경우와 마찬가지로 하여, 클래스 탭 생성 회로(24)로부터의 클래스 탭을 이용하여, 주목 블록(의 주화소)을 클래스 분류하여, 그 주목 블록의 클래스를 나타내는 클래스 코드를 가산 회로(27)에 공급하여, 단계 S16으로 진행한다.

- [0141] 단계 S16에서는, 가산 회로(27)가 학습쌍 데이터베이스(23)로부터, 주목 블록의 주화소로 되어 있는 HD 화소를 주목 화소로서 판독한다. 또한, 단계 S16에서는, 가산 회로(27)가 클래스 분류 회로(26)로부터 공급되는 클래스 코드가 나타내는 주목 블록의 클래스마다, 예측 탭 생성 회로(25)로부터 공급되는 예측 탭, 및 학습쌍 데이터베이스(23)로부터 판독한 주목 화소를 대상으로 한, 상술한 수학적 식 8에 있어서의 가산을 행하여, 단계 S17로 진행한다.
- [0142] 그리고, 단계 S17에서는, 클래스 탭 생성 회로(24)는 학습쌍 데이터 베이스(23)에 기억된 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터의 블록 중에, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 것이 있는지의 여부를 판정한다. 단계 S17에서, 학습쌍 데이터 베이스(23)에 기억된 교사 데이터의 블록 중에, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 것이 있다고 판정된 경우, 단계 S13으로 되돌아가, 이하 마찬가지로의 처리가 반복된다.
- [0143] 또한, 단계 S17에서, 학습쌍 데이터베이스(23)에 기억된 교사 데이터의 블록 중에, 주목 블록으로 되어 있지 않은 것이 없다고 판정된 경우, 가산 회로(27)는 지금까지의 단계 S16에서의 가산에 의해, 클래스마다 얻어진 수학적 식 8의 정규 방정식을 탭 계수 연산 회로(28)에 공급하여, 단계 S18로 진행한다.
- [0144] 단계 S18에서는, 탭 계수 연산 회로(28)는 가산 회로(27)로부터 공급되는 각 클래스마다의 수학적 식 8의 정규 방정식을 푸는 것에 의해, 클래스별 탭 계수를 구하여, 탭 계수 메모리(29)에 공급하여 기억시키고, 처리를 종료한다.
- [0145] 이상과 같이 하여, 탭 계수 메모리(29)에 기억된 클래스별 탭 계수가, 도 2의 화상 처리 장치에서의 계수 RAM(5)에 기억되어 있다. 따라서, 그 계수 RAM(5)을 갖는 주화소 처리 회로(11)에서는, 본건 출원인이 먼저 제안한 클래스 분류 적용 처리에 있어서의 경우와 마찬가지로 하여, 주화소로서의 HD 화소가 구해진다.
- [0146] 또, 이상과 같은 탭 계수의 학습 처리에 있어서, 준비하는 학습용 화상 데이터 등에 따라서는, 탭 계수를 구하는 데 필요한 수의 정규 방정식이 얻어지지 않는 클래스가 발생하는 경우가 있을 수 있지만, 그와 같은 클래스에 대해서는, 예를 들면 탭 계수 연산 회로(28)에 있어서, 디폴트의 탭 계수를 출력하도록 하는 것 등이 가능하다. 또는, 탭 계수를 구하는 데 필요한 수의 정규 방정식이 얻어지지 않는 클래스가 발생한 경우에는, 새롭게 학습용 화상 데이터를 준비하여, 재차 탭 계수의 학습을 행하도록 해도 된다. 이것은 후술하는 학습 장치에서의 탭 계수의 학습에 대해서도, 마찬가지이다.
- [0147] 다음으로, 도 8은 도 2의 계수 RAM(7)에 기억시키는 클래스별 탭 계수를 구하는 학습을 행하는 학습 장치의 실시 형태의 구성예를 나타내고 있다.
- [0148] 도 8의 학습 장치는 도 5의 학습용 데이터베이스(21), 학습쌍 생성 회로(22), 학습쌍 데이터베이스(23), 클래스 탭 생성 회로(24), 예측 탭 생성 회로(25), 클래스 분류 회로(26), 가산 회로(27), 탭 계수 연산 회로(28), 탭 계수 메모리(29)와 각각 마찬가지로 구성되는 학습용 데이터베이스(41), 학습쌍 생성 회로(42), 학습쌍 데이터베이스(43), 클래스 탭 생성 회로(44), 예측 탭 생성 회로(45), 클래스 분류 회로(46), 가산 회로(47), 탭 계수 연산 회로(48), 탭 계수 메모리(49)로 구성되어 있다.
- [0149] 따라서, 도 8의 학습 장치에서는, 기본적으로는 도 5의 학습 장치에서의 경우와 마찬가지로 하여, 1 이상의 클래스별 탭 계수가 구해지도록 되어 있다. 단, 도 8의 학습 장치는 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 소정의 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수를 구하도록 되어 있다.
- [0150] 즉, 도 8의 학습 장치에서는, 예를 들면 교사 데이터의 블록에 있어서의 주화소와 부화소와의 관계를 구속하는 구속 조건을 부여하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계의 학습이 행해진다. 구체적으로는, 예를 들면 주화소와 부화소의 차분값을 구속하는 구속 조건을 부여하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계의 학습이 행해진다.
- [0151] 여기서, 주화소 $y^{(1)}$ 와 부화소 $y^{(2)}$ 의 차분값 Δy 를 구속하여, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써, 즉 이상적으로는 수학적 식 1의 곱의 합 연산으로 구해지는 주화소의 예측값 $y^{(1)'}$ 와 부화소의 예측값 $y^{(2)'}$ 에 대하여, 그 차분값 $\Delta y' = y^{(2)'} - y^{(1)'}$ 가, 부화소의 실제값 $y^{(2)}$ 로부터 주화소의 실제값 $y^{(1)}$ 를 감산하여 얻어지는 차분값의 실제값 $\Delta y = y^{(2)} - y^{(1)}$ 에 일치한다는 구속 조건 하에서, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 학습함으로써, 주화소의 실제값 $y^{(1)}$ 와 부화소의 실제값 $y^{(2)}$ 사이의 관계를 유지한 부화소의 예측값 $y^{(2)'}$ 를 구하는 탭 계수

를 얻을 수 있다.

[0152] 그리고, 그와 같은 탭 계수를 이용하여, SD 화상을 HD 화상으로 변환한 경우에는, 구속 조건의 효과에 의해, 즉 주화소와 부화소의 차분값이 구속됨으로써, 상술한 도 1B에서 설명한 바와 같은, 화소값의 변화가 실제값의 변화와 반대로 되는 것을 방지할 수 있다.

[0153] 그런데, 부화소 $y^{(2)}$ 로부터 주화소 $y^{(1)}$ 를 감산하여 얻어지는 차분값 Δy 를 구속하는 구속 조건으로서, 예를 들면 상술한 바와 같이 주화소의 예측값 $y^{(1)}$ 과 부화소의 예측값 $y^{(2)}$ 의 차분값(이하, 적절하게, 차분값의 예측값이라고도 함) $\Delta y = y^{(2)} - y^{(1)}$ 가, 주화소의 실제값 $y^{(1)}$ 와 부화소의 실제값 $y^{(2)}$ 의 차분값인 차분값의 실제값 $\Delta y = y^{(2)} - y^{(1)}$ 에 일치한다는 조건을 채용한 경우에, 모든 블록의 주화소와 부화소에, 그 구속 조건을 만족시키는 것은 곤란하다.

[0154] 따라서, 도 8의 학습 장치에서는, 차분값의 예측값 Δy 의, 그 실제값 Δy 에 대한 예측 오차를 통계적으로 최소로 한다는 구속 조건 하에서, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계의 학습이 행해진다.

[0155] 즉, 예를 들면 지금, 주화소 $y^{(1)}$ 와 부화소 $y^{(2)}$ 를 구하기 위한 탭 계수를 각각 $w_n^{(1)}$ 과 $w_n^{(2)}$ 로 각각 나타내면, 주화소 $y^{(1)}$ 과 부화소 $y^{(2)}$ 는 탭 계수 $w_n^{(1)}$ 과 $w_n^{(2)}$ 각각과, 예측 탭 x_n 을 이용하여, 수학식 1에 따라, 수학식 9와 수학식 10에 의해 각각 구해진다.

수학식 9

[0156]
$$y^{(1)} = \sum_{n=1}^N w_n^{(1)} x_n$$

수학식 10

[0157]
$$y^{(2)} = \sum_{n=1}^N w_n^{(2)} x_n$$

[0158] 지금, 탭 계수 $w_n^{(1)}$ 과 $w_n^{(2)}$ 의 차분값 Δw_n 을 다음 식으로 정의한다.

수학식 11

[0159]
$$\Delta w_n = w_n^{(2)} - w_n^{(1)}$$

[0160] 이 경우, 수학식 9 내지 수학식 11로부터, 차분값 Δy 는 다음의 곱의 합 연산으로 구해지게 된다.

수학식 12

[0161]
$$\Delta y = \sum_{n=1}^N \Delta w_n x_n$$

[0162] 차분값의 예측값 Δy 의, 그 실제값 Δy 에 대한 예측 오차를 통계적으로 최소로 한다는 구속 조건은, 예를 들면 차분값의 예측값 Δy 의 예측 오차의 총합을 최소로 함으로써 만족시킬 수 있으며, 그와 같은 예측 오차의 총합을 최소로 하는 탭 계수 Δw_n 이, 구속 조건을 충족시키는 탭 계수가 된다.

[0163] 그리고, 차분값의 예측값 Δy 의 예측 오차의 총합을 최소로 하는 탭 계수 Δw_n 은, 예를 들면 최소 제곱법에 의

해 구할 수 있다.

[0164] 그런데, 수학식 12는 수학식 1에서의 HD 화소 y 를 차분값 Δy 로 치환함과 함께, 탭 계수 w_n 을 탭 계수 Δw_n 로 치환한 식과 등가이다. 따라서, 수학식 12에 의해 구해지는 차분값 y 의 예측 오차의 총합을 최소로 하는 탭 계수 Δw_n 은 역시, 수학식 8의 HD 화소 y 를 차분값 Δy 로 치환함과 함께, 탭 계수 w_n 을 탭 계수 Δw_n 로 치환함으로써 얻어지는 수학식 13의 정규 방정식을 푸는 것에 의해 구할 수 있다.

수학식 13

[0165]

$$\begin{bmatrix} \left(\sum_{k=1}^K X_{1,k} X_{1,k}\right) & \left(\sum_{k=1}^K X_{1,k} X_{2,k}\right) & \cdots & \left(\sum_{k=1}^K X_{1,k} X_{N,k}\right) \\ \left(\sum_{k=1}^K X_{2,k} X_{1,k}\right) & \left(\sum_{k=1}^K X_{2,k} X_{2,k}\right) & \cdots & \left(\sum_{k=1}^K X_{2,k} X_{N,k}\right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\sum_{k=1}^K X_{N,k} X_{1,k}\right) & \left(\sum_{k=1}^K X_{N,k} X_{2,k}\right) & \cdots & \left(\sum_{k=1}^K X_{N,k} X_{N,k}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta w_1 \\ \Delta w_2 \\ \vdots \\ \Delta w_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\sum_{k=1}^K X_{1,k} \Delta y_k\right) \\ \left(\sum_{k=1}^K X_{2,k} \Delta y_k\right) \\ \vdots \\ \left(\sum_{k=1}^K X_{N,k} \Delta y_k\right) \end{bmatrix}$$

[0166] 도 8의 학습 장치에서는 이상과 같이 하여, 교사 데이터 y_k 와 학생 데이터 x_k 와의 관계를, 교사 데이터 y_k 에 상술한 구속 조건을 부여하여, 1 이상의 클래스마다 학습함으로써, 1 이상의 클래스별 탭 계수 Δw_n 을 구하도록 되어 있다.

[0167] 따라서, 도 8의 학습 장치에서 행해지는 학습은, 교사 데이터의 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 와 부화소 $y^{(2)}$ 의 차분값 Δy 를, 구속 조건에 의해 구속된 교사 데이터(이하, 적절하게, 구속 교사 데이터라고 함)로 하여, 그 구속 교사 데이터 Δy 와 학생 데이터 x_k 와의 관계를 학습하는 것과 등가이다.

[0168] 이 때문에, 학습쌍 생성 회로(42)에서는 교사 데이터 그 자체와 학생 데이터와의 세트가 아니고, 구속 교사 데이터와 학생 데이터와의 세트가 학습쌍 데이터로서 생성되도록 되어 있다. 또한, 가산 회로(47)에서는 역시, 교사 데이터 그 자체와 학생 데이터를 대상으로 한 수학식 8의 가산이 아니라, 구속 교사 데이터와 학생 데이터를 대상으로 한 수학식 13에서의 가산이 행해지도록 되어 있다.

[0169] 다음으로, 도 9는 도 8의 학습쌍 생성 회로(42)의 구성예를 나타내고 있다.

[0170] 학습쌍 생성 회로(42)에는 학습용 데이터베이스(41)(도 8)에 기억된 학습용 화상 데이터로서의 HD 화상 데이터가 공급되고, 학습쌍 생성 회로(42)는 그 HD 화상 데이터를 교사 데이터로 하여, 씨닝 회로(51), 메모리(53), 연산 회로(54), 및 셀렉터(55)에 공급한다.

[0171] 씨닝 회로(51)는 도 6의 씨닝 회로(31)와 마찬가지로, 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터의 화소를 씨닝하여, 그 씨닝에 의해 얻어지는 SD 화상 데이터를 LPF(52)에 공급한다. LPF(52)는 도 6의 LPF(32)와 마찬가지로, 소정의 주파수 특성을 갖는 LPF로, 씨닝 회로(51)로부터 공급되는 SD 화상 데이터를 필터링함으로써, 그 SD 화상 데이터를 바림한 SD 화상 데이터를 얻어, 그 SD 화상 데이터를 구성하는 SD 화소를 학생 데이터로서 출력한다.

[0172] 한편, 메모리(53)는 학습용 데이터베이스(41)로부터 공급되는 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터를 일시 기억하여, 그 HD 화상 데이터를 블록으로 블록화했을 때에, 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 가 되는 HD 화소를 연산 회로(54)에 공급한다.

[0173] 연산 회로(54)는 학습용 데이터베이스(41)로부터 공급되는 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터 중, 그 HD 화상 데이터를 블록으로 블록화했을 때에, 블록의 부화소 $y^{(2)}$ 가 되는 HD 화소를 수신한다. 또한, 연산 회로(54)는 블록의 부화소 $y^{(2)}$ 로부터, 메모리(53)로부터 공급되는 그 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 를 감산함으로써, 차분값 $\Delta y = y^{(2)} -$

$y^{(1)}$ 를 구하여, 그 차분값 Δy 를 셀렉터(55)에 출력한다.

- [0174] 셀렉터(55)는 학습용 데이터베이스(41)로부터 공급되는 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터 중, 그 HD 화상 데이터를 블록으로 블록화하였을 때에, 블록의 주화소가 되는 HD 화소에 대해서는 그 HD 화소를 선택하고, 부화소가 되는 HD 화소에 대해서는 연산 회로(54)가 출력하는 차분값 Δy 를 선택하여, 구속 교사 데이터로서 출력한다.
- [0175] 따라서, 셀렉터(55)가 출력하는 구속 교사 데이터에 있어서는, 주화소는 교사 데이터로서의 HD 화소 그 자체의 화소값을 갖는 것으로 되어 있으며, 부화소는 그 부화소의 화소값으로부터 주화소의 화소값을 감산한 값의 화소값을 갖는 것으로 되어 있다.
- [0176] 학습쌍 생성 회로(42)는 이상과 같이 하여 얻어지는 구속 교사 데이터와 학생 데이터의 세트를 학습쌍 데이터로 하여, 학습쌍 데이터베이스(43)(도 8)에 출력한다.
- [0177] 다음으로, 도 10의 흐름도를 참조하여, 도 8의 학습 장치에서 행해지는, 클래스별 탭 계수를 구하는 학습 처리에 대하여 설명한다.
- [0178] 우선, 최초로 단계 S21에서, 학습쌍 생성 회로(42)는 학습용 데이터 베이스(41)로부터 학습용 화상 데이터를 판독하여, 구속 교사 데이터와 학생 데이터를 생성한다. 또한, 단계 S21에서는, 학습쌍 생성 회로(42)는 그 구속 교사 데이터와 학생 데이터를 세트로 함으로써 학습쌍 데이터를 생성하여, 학습쌍 데이터베이스(43)에 공급하여 기억시킨다.
- [0179] 그리고, 단계 S22로 진행하여, 클래스 탭 생성 회로(44)는 학습쌍 데이터베이스(43)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 구속 교사 데이터를, 도 2의 클래스 탭 생성 회로(2)에 있어서의 경우와 마찬가지로, 수직 방향으로 배열되는 2개의 HD 화소의 단위의 블록으로 블록화하여, 단계 S23으로 진행한다.
- [0180] 단계 S23에서는, 클래스 탭 생성 회로(44)는 학습쌍 데이터베이스(43)에 기억된 학습쌍 데이터에 있어서의 구속 교사 데이터의 블록 중에서, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 것 중의 1개를 주목 블록으로서 선택하여, 단계 S24로 진행한다. 단계 S24에서는, 클래스 탭 생성 회로(44)와 예측 탭 생성 회로(45)는 주목 블록(의 부화소)에 대한 클래스 탭과 예측 탭을, 학습쌍 데이터베이스(43)에 기억된 학생 데이터로서의 SD 화소로부터 각각 생성하여, 그 클래스 탭과 예측 탭을 클래스 분류 회로(46)와 가산 회로(47)에 각각 공급하여, 단계 S25로 진행한다.
- [0181] 단계 S25에서는, 클래스 분류 회로(46)가 도 2의 클래스 분류 회로(4)에 있어서의 경우와 마찬가지로 하여, 클래스 탭 생성 회로(44)로부터의 클래스 탭을 이용하여, 주목 블록(의 부화소)을 클래스 분류하여, 그 주목 블록의 클래스를 나타내는 클래스 코드를 가산 회로(47)에 공급하여, 단계 S26으로 진행한다.
- [0182] 단계 S26에서는, 가산 회로(47)가 학습쌍 데이터베이스(43)로부터, 주목 블록의 부화소로 되어 있는 HD 화소(의 화소값인 차분값 Δy)를 주목 화소로서 판독한다. 또한, 단계 S26에서는, 가산 회로(47)가 클래스 분류 회로(46)로부터 공급되는 클래스 코드가 나타내는 주목 블록의 클래스마다, 예측 탭 생성 회로(45)로부터 공급되는 예측 탭, 및 학습쌍 데이터 베이스(43)로부터 판독한 주목 화소를 대상으로 한, 상술한 수학식 13에서의 가산을 행하여, 단계 S27로 진행한다.
- [0183] 그리고, 단계 S27에서는, 클래스 탭 생성 회로(44)는 학습쌍 데이터 베이스(43)에 기억된 구속 교사 데이터의 블록 중에, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 것이 있는지의 여부를 판정한다. 단계 S27에서, 학습쌍 데이터 베이스(43)에 기억된 구속 교사 데이터의 블록 중에, 아직 주목 블록으로 되어 있지 않은 것이 있다고 판정된 경우, 단계 S23으로 되돌아가, 이하 마찬가지로의 처리가 반복된다.
- [0184] 또한, 단계 S27에서, 학습쌍 데이터베이스(43)에 기억된 구속 교사 데이터의 블록 중에, 주목 블록으로 되어 있지 않은 것이 없다고 판정된 경우, 가산 회로(47)는 지금까지의 단계 S26에서의 가산에 의해, 클래스마다 얻어진 수학식 13의 정규 방정식을 탭 계수 연산 회로(48)에 공급하여, 단계 S28로 진행한다.
- [0185] 단계 S28에서는, 탭 계수 연산 회로(48)는 가산 회로(47)로부터 공급되는 각 클래스마다의 수학식 13의 정규 방정식을 푸는 것에 의해, 클래스별 탭 계수 Δw_n 을 구하여, 탭 계수 메모리(49)에 공급하여 기억시키고, 처리를 종료한다.
- [0186] 이상과 같이 하여, 탭 계수 메모리(49)에 기억된 클래스별 탭 계수 Δw_n 이, 도 2의 화상 처리 장치에서의 계수

RAM(7)에 기억되어 있다. 그리고, 그 계수 RAM(7)을 갖는 부화소 처리 회로(12)에서는 예측 연산 회로(8)에 있어서, 계수 RAM(7)에 기억된 탭 계수 Δw_n 과 예측 탭 x_n 을 이용하여, 수학적 식 1에 대응하는 수학적 식 12의 곱의 합 연산이 행해짐으로써, 예측 오차의 총합을 최소로 하는, 부화소 $y^{(2)}$ 의 주화소 $y^{(1)}$ 에 대한 차분값으로 y (의 예측값)가 구해진다. 또한, 복호 회로(9)에 있어서, 차분값 Δy 는 이미 구해져 프레임 메모리(10)에 기억되어 있는 주화소 $y^{(1)}$ (의 예측값)가 가산되어, 이에 의해 부화소 $y^{(2)}$ (의 예측값)가 구해진다.

[0187] 따라서, 부화소는 주화소와의 관계를 유지하는 탭 계수를 이용하여 구해지므로, 도 2의 화상 처리 장치에서는 구해지는 HD 화상의 화소값의 변화가 실제값의 변화와 반대가 되는 것을 방지하여, 보다 고화질의 HD 화상을 얻을 수 있다.

[0188] 다음으로, 도 11은 도 8의 학습쌍 생성 회로(42)의 다른 구성예를 나타내고 있다. 또, 도 9에서의 경우와 대응하는 부분에 대해서는 동일한 부호를 붙이고 있으며, 이하에서는 그 설명은 적절하게 생략한다. 즉, 도 11의 학습쌍 생성 회로(42)는 클래스 분류 적응 처리 회로(60)가 새롭게 설치되어 있는 것 외에는, 도 9에서의 경우와 마찬가지로 구성되어 있다.

[0189] 클래스 분류 적응 처리 회로(60)에는 LPF(52)가 출력하는 학생 데이터로서의 SD 화상 데이터가 공급되도록 되어 있으며, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)는 그 학생 데이터로서의 SD 화상 데이터를 대상으로, 본건 출원인이 먼저 제안한 클래스 분류 적응 처리를 실시함으로써, 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터(의 예측값)를 구하여, 메모리(53)에 공급한다.

[0190] 즉, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)는 도 2의 프레임 메모리(1), 클래스 탭 생성 회로(2), 예측 탭 생성 회로(3), 클래스 분류 회로(4), 계수 RAM(5), 예측 연산 회로(6)와 각각 마찬가지로 구성되는 프레임 메모리(61), 클래스 탭 생성 회로(62), 예측 탭 생성 회로(63), 클래스 분류 회로(64), 계수 RAM(65), 예측 연산 회로(66)로 구성되고, 도 2에서의 경우와 마찬가지로 하여, LPF(52)로부터 공급되는 학생 데이터로서의 SD 화상 데이터를 HD 화상 데이터로 변환하는 클래스 분류 적응 처리를 행하여, 그 결과 얻어지는 HD 화상 데이터를 메모리(53)에 공급한다.

[0191] 단, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)에서는, HD 화상 데이터의 블록이 전부 주화소로 구성되는 것으로서, 클래스 분류 적응 처리가 행해진다. 즉, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)에서는 계수 RAM(65)에, 도 5의 학습 장치에 의해 구해진 탭 계수가 기억되어 있으며, HD 화상 데이터의 블록을 구성하는 HD 화소는 전부, 그 계수 RAM(65)에 기억된 탭 계수를 이용한 수학적 식 1의 곱의 합 연산을 행함으로써 구해진다.

[0192] 따라서, 도 11의 실시 형태에서는, 메모리(53)에는 학습용 데이터베이스(41)에 기억된 학습용 화상 데이터로서의 교사 데이터 그 자체가 아니고, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)에 의해 구해진, 교사 데이터의 예측값이 기억된다. 그 결과, 도 11의 연산 회로(54)에서는 학습용 데이터베이스(41)로부터 공급되는 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터 중, 그 HD 화상 데이터를 블록으로 블록화했을 때에, 블록의 부화소 $y^{(2)}$ 가 되는 HD 화소로부터, 메모리(53)에 기억된 그 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 의 예측값을 감산함으로써, 차분값 Δy 가 구해진다. 즉, 블록의 부화소 $y^{(2)}$ 가 되는 HD 화소로부터, 그 블록의 주화소 $y^{(1)}$ 그 자체가 아니고, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)로 구해진 주화소 $y^{(1)}$ 의 예측값이 감산됨으로써, 차분값 Δy 가 구해지고, 구속 교사 데이터로 된다.

[0193] 따라서, 학습쌍 생성 회로(42)가 도 9에 도시한 바와 같이 구성되는 경우보다, 부화소의 예측 정밀도가 높은(부화소의 예측 오차가 작은) 탭 계수를 구할 수 있게 된다.

[0194] 즉, 도 2의 화상 처리 장치에서는, 부화소 처리 회로(12)의 예측 연산 회로(8)에 있어서, 예측 탭 x_k 와 탭 계수 Δw_n 을 이용한 수학적 식 12의 곱의 합 연산이 행해짐으로써, 부화소 $y^{(2)}$ 와 주화소 $y^{(1)}$ 의 차분값 Δy 의 예측값이 구해지고, 또한 복호 회로(9)에 있어서, 예측 연산 회로(8)로 구해진 차분값 y 의 예측값에, 주화소 처리 회로(11)로 구해진 주화소 $y^{(1)}$ 의 예측값이 가산됨으로써, 부화소 $y^{(2)}$ 의 예측값이 구해진다.

[0195] 따라서, 도 2의 화상 처리 장치에서, 부화소를 구하는 데 이용되는 것이 주화소의 실제값이 아니고, 그 예측값이므로, 도 8의 학습 장치에서도, 학습쌍 생성 회로(42)에 있어서 주화소의 실제값이 아니고, 그 예측값을 이용하여, 구속 교사 데이터를 생성한 편이, 도 2의 화상 처리 장치에서의 부화소의 예측 정밀도를 향상시킬 수 있다.

[0196] 또, 도 11의 실시 형태에서는, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)에 있어서, 교사 데이터로서의 HD 화상 데이터의 모든 HD 화소(의 예측값)를 구하도록 했지만, 그 후단의 메모리(53) 및 연산 회로(54)에서는 클래스 분류 적응 처리 회로(60)가 출력하는 HD 화소 중, 도 2의 화상 처리 장치에서 주화소가 되는 HD 화소만이 사용된다. 따라서, 클래스 분류 적응 처리 회로(60)에서는, 도 2의 화상 처리 장치에서 주화소가 되는 HD 화소만을 구하여, 부화소가 되는 HD 화소에 대해서는 무시하도록(특히 처리를 하지 않도록) 할 수 있다.

[0197] 다음으로, 도 12는 본 발명을 적용한 화상 처리 장치의 다른 일 실시 형태의 구성예를 나타내고 있다. 또, 도면 중, 도 2에서의 경우와 대응하는 부분에 대해서는 동일한 부호를 붙이고 있으며, 이하에서는 그 설명은 적절하게 생략한다. 즉, 도 12의 화상 처리 장치는 부화소 처리 회로(12)가 계수 RAM(7), 예측 연산 회로(8), 및 복호 회로(9) 대신에, 계수 RAM(77) 및 예측 연산 회로(78)로 구성되어 있는 것 외에는, 도 2에서의 경우와 마찬가지로 구성되어 있다.

[0198] 계수 RAM(77)에는, 도 2의 계수 RAM(5)에 기억된 클래스별 탭 계수 w_n 과, 계수 RAM(7)에 기억된 탭 계수 Δw_n 을 가산하여 얻어지는 클래스별 탭 계수가 기억되어 있다. 그리고, 계수 RAM(77)은 클래스 분류 회로(4)로부터 공급되는 주목 블록의 클래스 코드가 나타내는 클래스의 탭 계수를 판독함으로써, 그 탭 계수를 취득하여, 예측 연산 회로(78)에 공급한다.

[0199] 예측 연산 회로(78)는, 계수 RAM(77)로부터 공급되는 주목 블록의 클래스의 탭 계수와, 예측 탭 생성 회로(3)로부터 공급되는 주목 블록의 예측 탭을 이용하여, 수학적 식 1에 대응하는 곱의 합 연산을 행함으로써, 주목 블록의 부화소(의 예측값)를 구한다. 또한, 예측 연산 회로(78)는, 구한 부화소를 프레임 메모리(10)의 대응하는 어드레스에 공급하여 기억시킨다.

[0200] 즉, 구속 교사 데이터를 이용한 학습에 따르면, 수학적 식 12의 곱의 합 연산에 이용되는, 부화소 $y^{(2)}$ 로부터 주화소 $y^{(1)}$ 를 감산한 차분값 Δy 를 구하는 탭 계수 Δw_n 이 얻어지지만, 이 탭 계수 Δw_n 은 수학적 식 11로 정의되는 것이다.

[0201] 그리고, 수학적 식 11에 따르면, 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 는 다음의 수학적 식 14에 의해 구할 수 있다.

수학적 식 14

$$w_n^{(2)} = w_n^{(1)} + \Delta w_n$$

[0202]

[0203] 수학적 식 14에 따르면, 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 는 구속 교사 데이터를 이용한 학습에 의해 구해지는 탭 계수 Δw_n 으로 얻어진다. 따라서, 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 도, 구속 교사 데이터를 이용한 학습에 의해 구해진 것이라고 할 수 있다. 그리고, 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 에 따르면, 수학적 식 1에 대응하는 수학적 식 10의 곱의 합 연산에 의해, 부화소 $y^{(2)}$ (의 예측값)를 구할 수 있다.

[0204] 따라서, 도 12의 실시 형태에서는, 계수 RAM(77)에 수학적 식 14로 표현되는 클래스별 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 가 기억되어 있으며, 예측 연산 회로(78)에 있어서, 그 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 와 예측 탭 생성 회로(3)가 출력하는 예측 탭 x_n 을 이용하여, 수학적 식 10의 곱의 합 연산이 행해짐으로써, 부화소 $y^{(2)}$ 가 구해진다.

[0205] 따라서, 도 12의 화상 처리 장치에서는, 도 4의 단계 S5에서, 계수 RAM(7)으로부터 탭 계수 Δw_n 이 취득되는 대신에, 계수 RAM(77)으로부터 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 가 취득되어, 단계 S8에서, 계수 RAM(7)에 기억된 탭 계수 Δw_n 과 예측 탭 x_n 을 이용한 수학적 식 12의 곱의 합 연산에 의해, 차분값 Δy 가 구해지고, 또한 그 차분값 Δy 와 주화소 $y^{(1)}$ 가 가산됨으로써, 부화소 $y^{(2)}$ 가 구해지는 대신에, 계수 RAM(77)에 기억된 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 와 예측 탭 x_n 을 이용한 수학적 식 10의 곱의 합 연산에 의해, 부화소 $y^{(2)}$ 가 구해지는 것 외에는, 도 4에서 설명한 경우와 마찬가지로의

처리가 행해지므로, 도 12의 화상 처리 장치의 처리에 대하여 설명은 생략한다.

- [0206] 도 12의 화상 처리 장치에서도, 도 2의 화상 처리 장치에서의 경우와 마찬가지로, 부화소는 주화소와의 관계를 유지하는 탭 계수를 이용하여 구해지므로, 역시 구해지는 HD 화상의 화소값의 변화가 실제값의 변화와 반대가 되는 것을 방지하여, 보다 고품질의 HD 화상을 얻을 수 있다.
- [0207] 여기서, 계수 RAM(77)에 기억시키는 탭 계수 $w_n^{(2)}$ 는, 도 5의 학습 장치에서 구해진 탭 계수 $w_n^{(1)}$ 와 도 8의 학습 장치에서 구해진 탭 계수 Δw_n 을, 별도 가산함으로써 구할 수도 있고, 도 5와 도 8의 학습 장치를 일체적으로 구성하고, 또한 탭 계수 연산 회로(28)가 출력하는 탭 계수 $w_n^{(1)}$ 와 탭 연산 회로(48)가 출력하는 탭 계수 Δw_n 을 가산하는 회로를 포함한 학습 장치에 의해 구할 수도 있다.
- [0208] 또, 도 2의 실시 형태에서는 부화소 처리 회로(12)에 있어서, 주화소와 부화소의 차분값을 도 3에 도시한 SD 화소의 화소값 $x^{(1)}$ 내지 $x^{(9)}$ 그 자체를 예측 탭으로서 이용하여 구하도록 했지만, 주화소와 부화소의 차분값에 대해서는 SD 화소의 화소값 $x^{(1)}$ 내지 $x^{(9)}$ 의 차분값을 예측 탭으로서 이용하여 구할 수도 있다. 즉, 주화소와 부화소의 차분값에 대해서는, 예를 들면 SD 화소의 화소값 $x^{(1)}$ 내지 $x^{(9)}$ 중의 수직 방향으로 배열되는 2개의 SD 화소끼리의 차분값인 $x^{(1)} - x^{(4)}$, $x^{(2)} - x^{(5)}$, $x^{(3)} - x^{(6)}$, $x^{(4)} - x^{(7)}$, $x^{(5)} - x^{(8)}$, $x^{(6)} - x^{(9)}$ 를 예측 탭으로서 이용하여 구하도록 할 수 있다. 단, 이 경우, 도 8의 학습 장치에서도, 마찬가지로의 예측 탭을 이용할 필요가 있다.
- [0209] 또한, 본 실시의 형태에서는 설명을 간단히 하기 위해서, HD 화상 데이터를 수직 방향으로 배열되는 2개의 HD 화소로 되는 블록으로 분할하도록 했지만, 블록은 3 이상의 HD 화소로 구성할 수 있다. 즉, 블록은, 예를 들면 도 13에 도시한 바와 같이 가로×세로가 2×2의 HD 화소 $y^{(1)}$, $y^{(2)}$, $y^{(3)}$, $y^{(4)}$ 로 구성할 수 있다.
- [0210] 또한, 블록에 있어서, 주화소로 하는 HD 화소는 1개에 한정되는 것이 아니다. 즉, 예를 들면 도 13에 도시한 바와 같이 4개의 HD 화소 $y^{(1)}$ 내지 $y^{(4)}$ 로 블록을 구성한 경우에는, 예를 들면 그 중 하나의 HD 화소 $y^{(1)}$ 만을 주화소로 함과 함께, 남은 3개의 HD 화소 $y^{(2)}$ 내지 $y^{(4)}$ 를 부화소로 할 수도 있고, 또는 예를 들면 그 중 2개의 HD 화소 $y^{(1)}$ 및 $y^{(2)}$ 를 주화소로 하고, 남은 2개의 HD 화소 $y^{(3)}$ 및 $y^{(4)}$ 를 부화소로 할 수도 있다.
- [0211] 또한, 도 8의 학습 장치에서는 학습쌍 생성 회로(42)에 있어서, 부화소로부터 주화소를 감산하여 얻어지는 차분값을 구속 교사 데이터로서 이용하도록 했지만, 구속 교사 데이터로서는 기타, 예를 들면 부화소로부터 다른 부화소를 감산하여 얻어지는 차분값을 채용할 수도 있고, 또는 예를 들면 도 13에 도시한 바와 같이 4개의 HD 화소 $y^{(1)}$ 내지 $y^{(4)}$ 로 블록을 구성하여, 그 중 1개의 HD 화소 $y^{(1)}$ 만을 주화소로 함과 함께, 남은 3개의 HD 화소 $y^{(2)}$ 내지 $y^{(4)}$ 를 부화소로 한 경우에는, 예를 들면 부화소 $y^{(2)}$ 에 대해서는 그 부화소 $y^{(2)}$ 로부터 주화소 $y^{(1)}$ 를 감산하여 얻어지는 차분값을, 부화소 $y^{(3)}$ 에 대해서는 그 부화소 $y^{(3)}$ 로부터 부화소 $y^{(2)}$ 를 감산하여 얻어지는 차분값을, 부화소 $y^{(4)}$ 에 대해서는 그 부화소 $y^{(4)}$ 로부터 부화소 $y^{(3)}$ 를 감산하여 얻어지는 차분값을, 각각 구속 교사 데이터로서 채용할 수 있다. 단, 이 경우, 도 2의 화상 처리 장치에서의 복호 회로(9)에서는 부화소 $y^{(2)}$ 는 예측 연산 회로(8)가 출력하는 차분값에, 프레임 메모리(10)에 기억된 주화소 $y^{(1)}$ 를 가산함으로써, 부화소 $y^{(3)}$ 는 예측 연산 회로(8)가 출력하는 차분값에, 프레임 메모리(10)에 기억된 부화소 $y^{(2)}$ 를 가산함으로써, 부화소 $y^{(4)}$ 는 예측 연산 회로(8)가 출력하는 차분값에, 프레임 메모리(10)에 기억된 부화소 $y^{(3)}$ 를 가산함으로써, 각각 구하게 된다.
- [0212] 또한, 본 실시의 형태에서는 교사 데이터로서의 부화소에, 1개의 화소인 주화소와의 차분값을 구속하는 구속 조건밖에 부여하지 않았지만, 부화소에는 복수의 화소 각각과의 차분값을 구속하는 구속 조건을 부여할 수 있다. 즉, 예를 들면 도 13에 도시한 경우에, $y^{(4)}$ 를 부화소로 하면, 부화소 $y^{(4)}$ 에 대해서는 차분값 $y^{(4)} - y^{(1)}$, $y^{(4)} - y^{(2)}$, $y^{(4)} - y^{(3)}$ 를 구속 교사 데이터로 하여, 도 8의 가산 회로(47)에 있어서의 가산에 이용하도록 할 수 있다.
- [0213] 또한, 도 2의 실시 형태에서는 상하로 인접하는 2개의 HD 화소를 1블록으로 하고, 또한 그 블록에 있어서의 상측의 HD 화소와 하측의 HD 화소를 각각 주화소와 부화소로 하여, 부화소의 차분값의 예측값과, 주화소의 예측값

을 가산함으로써, 부화소의 예측값을 구하도록(부화소를 복호하도록) 하였지만, 1프레임(또는 필드)의 각 HD 화소는 기타, 예를 들면 다음과 같이 하여 구할 수 있다. 즉, 각 HD 화소(의 예측값)는, 예를 들면 그 HD 화소를 부화소로서, 그 부화소의 차분값의 예측값과, 그 상측에 인접하는 HD 화소의 예측값을 가산함으로써 구하도록 할 수 있다. 또, 이 경우, 최상 행의 HD 화소는 그 HD 화소를 주화소로 하여, 그 예측값을 구함으로써 복호해도 되고, 또한 최상 행의 HD 화소에 대해서는 그 실제값을 어떠한 방법으로 취득하도록 해도 된다.

[0214] 또한, 본 실시의 형태에서는 학습 장치에서, 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계를 교사 데이터에 소정의 구속 조건을 부여하여 학습함으로써, 교사 데이터인 복수의 HD 화소끼리의 관계를 반영한 HD 화소의 예측값을 구할 수 있는 탭 계수를 구하도록 했지만, 이 교사 데이터에 구속 조건을 부여한 학습은 교사 데이터의 복수 샘플(복수의 HD 화소)로부터 얻어지는 특징과, 학생 데이터(의 샘플)와의 관계를 학습하고 있다고 할 수 있다.

[0215] 즉, 도 8의 학습 장치에서는, 상술한 바와 같이 부화소(의 화소값의 실제값)로부터 주화소를 감산하여 얻어지는 차분값을 구속 교사 데이터로 하여, 그 구속 교사 데이터와 학생 데이터와의 관계가 학습된다. 이 경우에, 부화소로부터 주화소를 감산하여 얻어지는 차분값은 주화소로서의 HD 화소와, 부화소로서의 HD 화소의, 2개의 HD 화소의 특징을 나타낼 수 있음으로써, 도 8의 학습 장치에서는 교사 데이터의 복수의 HD 화소로부터 얻어지는 특징과, 학생 데이터의 복수의 SD 화소와의 관계가 학습되어, 양자를 대응하는 탭 계수가 구해지고 있다고 할 수 있다.

[0216] 또, 교사 데이터의 복수의 HD 화소로부터 얻어지는 특징은 차분값에 한정되는 것이 아니다.

[0217] 또한, 특징을 구하는 복수의 HD 화소도, 2개의 HD 화소에 한정되는 것이 아니고, 3 이상의 HD 화소를 채용할 수 있다.

[0218] 즉, 교사 데이터의 복수의 HD 화소로부터 얻어지는 특징으로서, 예를 들면 3개의 HD 화소로부터 얻어지는 차분값 등을 채용할 수 있다. 이 경우, 도 8의 학습 장치에서는, 예를 들면 교사 데이터에 있어서, 상하 방향(또는 좌우 방향)에 인접하는 3개의 HD 화소를 위로부터 순서대로 a, b, c로 하여, 위에서부터 2번째의 HD 화소 b로부터 가장 위의 HD 화소 a를 감산한 차분값 $\Delta_1=b-a$ 가 구해진다. 또한, 그 차분값 Δ_1 을 위에서부터 2번째의 HD 화소 b에 가산함으로써, 가장 아래의 HD 화소 c의, 말하자면 가상의 예측값 $c'=b+\Delta_1$ 이 구해진다. 그리고, HD 화소 c의 가상의 예측값 c' 로부터, 그 실제값 c를 감산하여 얻어지는 차분값 $\Delta_2=c'-c$ 가 3개의 HD 화소 a, b, c로부터 얻어지는 특징으로서 이용되어, 이 차분값 Δ_2 와, 학생 데이터(로부터 얻어지는 예측 탭)를 대응하는 탭 계수가 학습된다.

[0219] 또, 이 경우, 도 2의 화상 처리 장치에서는 가장 위의 HD 화소 a와 위에서부터 2번째의 HD 화소 b는, 예를 들면 주화소가 되어, 주화소 처리 회로(11)에 있어서, 각각의 예측값이 구해진다. 그리고, 가장 아래의 HD 화소 c에 대해서는 부화소 처리 회로(12)에 있어서, 주화소 처리 회로(11)로 구해진 HD 화소 a와 b(의 예측값)로부터, 이들의 차분값 Δ_1 (의 예측값)이 구해지고, 주화소 처리 회로(11)로 구해진 HD 화소 b와 가산됨으로써, HD 화소 c의 가상의 예측값 c' 가 구해진다. 또한, 부화소 처리 회로(12)에 있어서, 3개의 HD 화소 a, b, c로부터 얻어지는 특징으로서의 차분값 Δ_2 (의 예측값)가 학습에 의해 얻어진 탭 계수를 이용하여 구해지고, 그 차분값 Δ_2 를 HD 화소 c의 가상의 예측값 c' 로부터 감산함으로써, HD 화소 c(의 예측값)가 구해진다.

[0220] 다음으로, 상술한 일련의 처리는 하드웨어에 의해 행할 수도 있고, 소프트웨어에 의해 행할 수도 있다. 일련의 처리를 소프트웨어에 의해 행하는 경우에는, 그 소프트웨어를 구성하는 프로그램이 범용의 컴퓨터 등에 인스톨된다.

[0221] 따라서, 도 14는 상술한 일련의 처리를 실행하는 프로그램이 인스톨되는 컴퓨터의 일 실시 형태의 구성예를 나타내고 있다.

[0222] 프로그램은 컴퓨터에 내장되어 있는 기록 매체로서의 하드디스크(105)나 ROM(103)에 미리 기록해 둘 수 있다.

[0223] 또는, 프로그램은 플렉시블 디스크, CD-ROM(Compact Disc Read Only Memory), MO(Magneto Optical) 디스크, DVD(Digital Versatile Disc), 자기 디스크, 반도체 메모리 등의 리무버블 기록 매체(111)에, 일시적 또는 영속적으로 저장(기록)해 둘 수 있다. 이러한 리무버블 기록 매체(111)는, 소위 패키지 소프트웨어로서 제공할 수 있다.

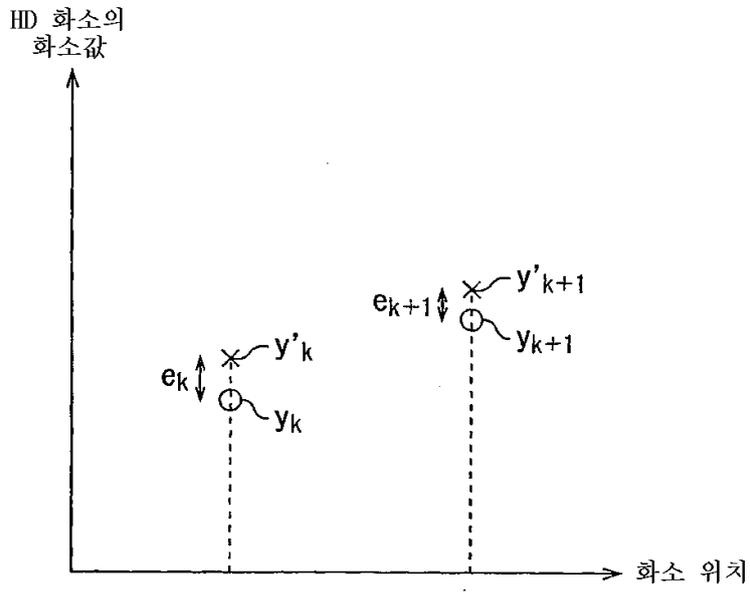
[0224] 또, 프로그램은 상술한 바와 같은 리무버블 기록 매체(111)로부터 컴퓨터에 인스톨하는 것 외에, 다운로드 사이트로부터, 디지털 위성 방송용의 인공위성을 통하여 컴퓨터에 무선으로 전송하거나, LAN(Local Area Network),

인터넷 등의 네트워크를 통하여 컴퓨터에 유선으로 전송하고, 컴퓨터에서는 그와 같이 하여 전송되는 프로그램을 통신부(108)에서 수신하여, 내장된 하드디스크(105)에 인스톨할 수 있다.

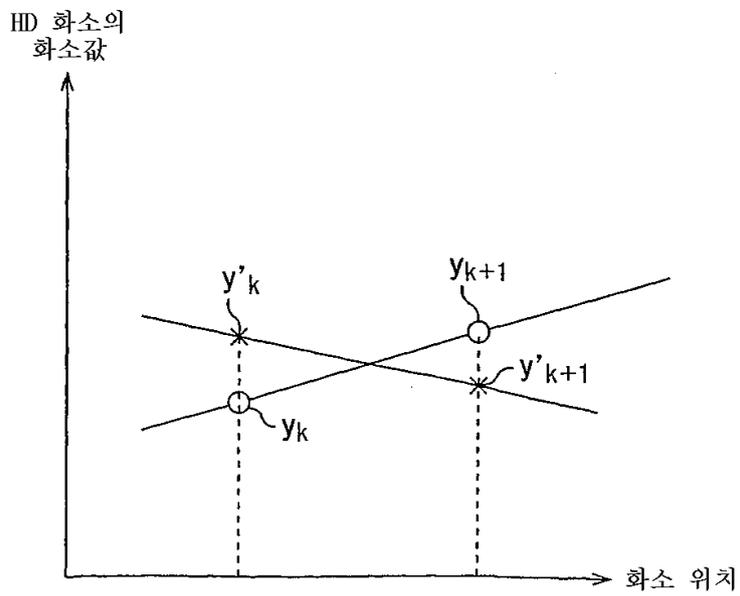
- [0225] 컴퓨터는 CPU(Central Processing Unit)(102)를 내장하고 있다. CPU(102)에는 버스(101)를 통하여 입출력 인터페이스(110)가 접속되어 있으며, CPU(102)는 입출력 인터페이스(110)를 통하여 사용자에게 의해 키보드나, 마우스, 마이크 등으로 구성되는 입력부(107)가 조작 됨으로써 명령이 입력되면, 그에 따라 ROM(Read Only Memory)(103)에 저장되어 있는 프로그램을 실행한다. 또는, CPU(102)는 하드디스크(105)에 저장되어 있는 프로그램, 위성 또는 네트워크로부터 전송되어, 통신부(108)로 수신되어 하드디스크(105)에 인스톨된 프로그램, 또는 드라이브(109)에 장착된 리무버블 기록 매체(111)로부터 관독되어 하드디스크(105)에 인스톨된 프로그램을 RAM(Random Access Memory)(104)에 로드하여 실행한다. 이에 의해, CPU(102)는 상술한 흐름도에 따른 처리, 또는 상술한 블록도의 구성에 의해 행해지는 처리를 행한다. 그리고, CPU(102)는 그 처리 결과를 필요에 따라, 예를 들면 입출력 인터페이스(110)를 통하여 LCD(Liquid Crystal Display)나 스피커 등으로 구성되는 출력부(106)로부터 출력, 또는 통신부(108)로부터 송신, 나아가서는 하드디스크(105)에 기록 등을 시킨다.
- [0226] 여기서, 본 명세서에서, 컴퓨터에 각종 처리를 행하게 하기 위한 프로그램을 기술하는 처리 스텝은, 반드시 흐름도로서 기재된 순서에 따라 시계열로 처리할 필요는 없고, 병렬적 또는 개별적으로 실행되는 처리(예를 들면, 병렬 처리 또는 오브젝트에 의한 처리)도 포함하는 것이다.
- [0227] 또한, 프로그램은 하나의 컴퓨터에 의해 처리되는 것이어도 되고, 복수의 컴퓨터에 의해 분산 처리되는 것이어도 된다. 또한, 프로그램은 먼 곳의 컴퓨터에 전송되어 실행되는 것이어도 된다.
- [0228] 또, 본 실시의 형태에서는, 본 발명을 SD 화상 데이터를 HD 화상 데이터로 변환하는 경우를 예로 들어 설명했지만, 본 발명은 기타, 예를 들면 음성 데이터를 보다 고음질의 음성 데이터로 변환하는 경우에도 적용 가능하다.
- [0229] 또한, 본 발명은 SD 화상 데이터를 그 화소 수(샘플 수)를 많게 한 HD 화상 데이터, 즉 공간 해상도를 향상시킨 HD 화상 데이터로 변환하거나, 시간 방향의 해상도(프레임 또는 필드 수)를 향상시킨 HD 화상 데이터나, 레벨 방향의 해상도(화소값에 할당된 비트 수)를 향상시킨 HD 화상 데이터로 변환하는 경우 외에, 예를 들면 화상을 확대하는 경우 등에도 적용 가능하다.
- [0230] 또한, 본 실시의 형태에서는, 화상을 변환하는 화상 처리 장치와, 그 화상 처리 장치에서 이용하는 클래스별 탭 계수를 학습하는 학습 장치를 별개의 장치로서 구성하도록 했지만, 화상 처리 장치와 학습 장치는 일체적으로 구성할 수도 있다. 그리고, 이 경우, 학습 장치에는 리얼타임으로 학습을 행하게 하여, 화상 처리 장치에서 이용하는 탭 계수를 리얼타임으로 갱신시키도록 할 수 있다.
- [0231] 또한, 본 실시의 형태에서는, 계수 RAM(5)이나 RAM(7, 77)에, 미리 클래스별 탭 계수를 기억시켜 두는 것으로 하였지만, 이 탭 계수는, 예를 들면 SD 화상과 함께, 화상 처리 장치에 공급하도록 할 수도 있다.
- [0232] 또한, 본 실시의 형태에서는, 1차식에 의해, HD 화소를 구하도록 하였지만, HD 화소는 2차 이상의 식에 의해, 구하도록 할 수도 있다.
- [0233] 또한, 클래스 탭이나 예측 탭은 1개의 프레임뿐만 아니라, 복수 프레임의 SD 화상 데이터로부터 SD 화소를 추출함으로써 구성할 수 있다.
- [0234] 또한, HD 화상 데이터의 블록도, 1개의 프레임뿐만 아니라, 복수 프레임의 HD 화상 데이터의 HD 화소로 구성할 수 있다.
- [0235] 또, 도 2나 도 12의 화상 처리 장치는, 예를 들면 텔레비전 방송 신호를 수신하여 화상을 표시하는 텔레비전 수상기나, DVD로부터 화상 데이터를 재생하여 출력하는 DVD 재생 장치, 비디오 테이프로부터 화상 데이터를 재생하여 출력하는 VTR 그 밖의 화상을 처리하는 장치 등에 적용 가능하다.

도면

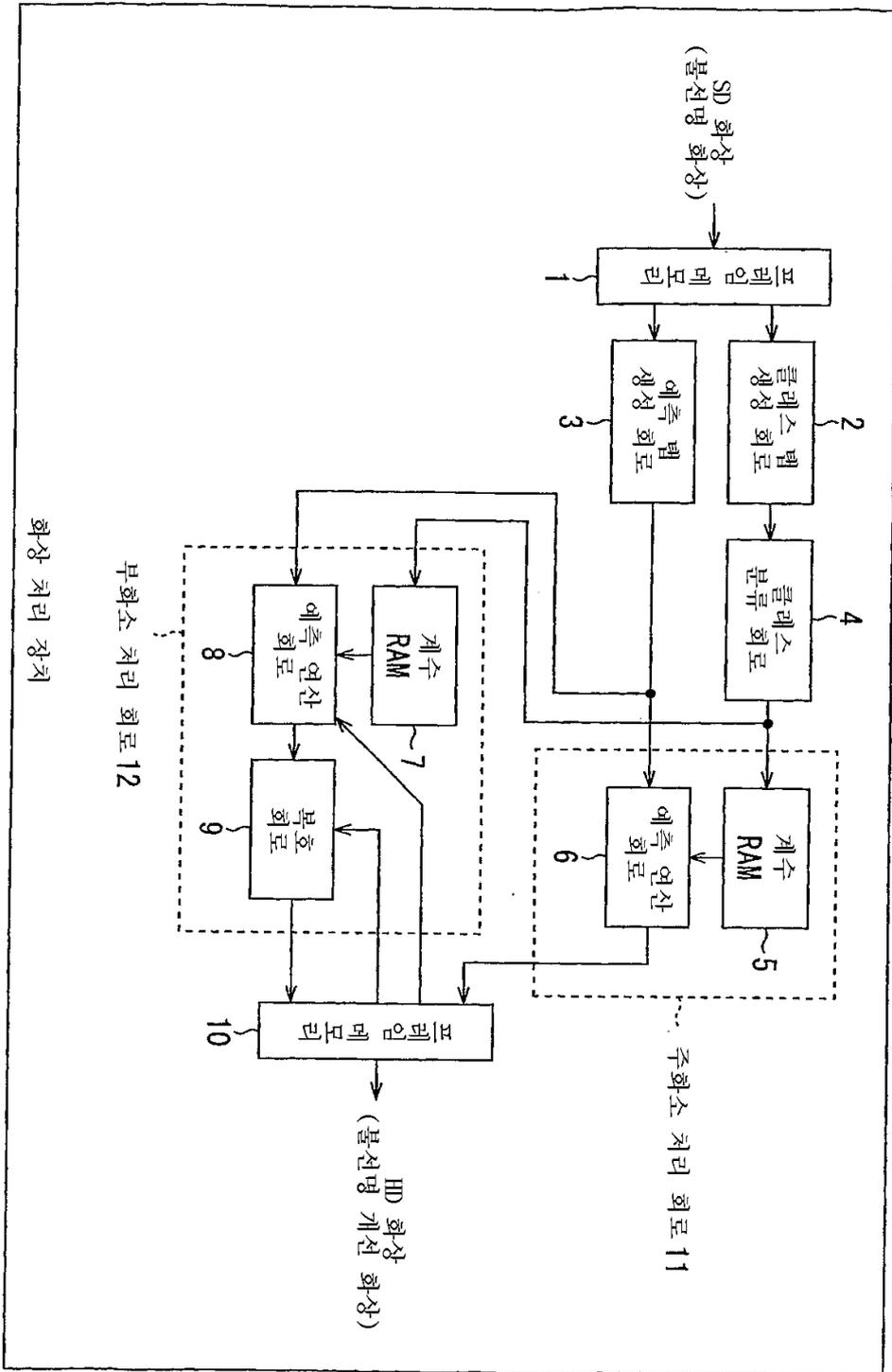
도면1a



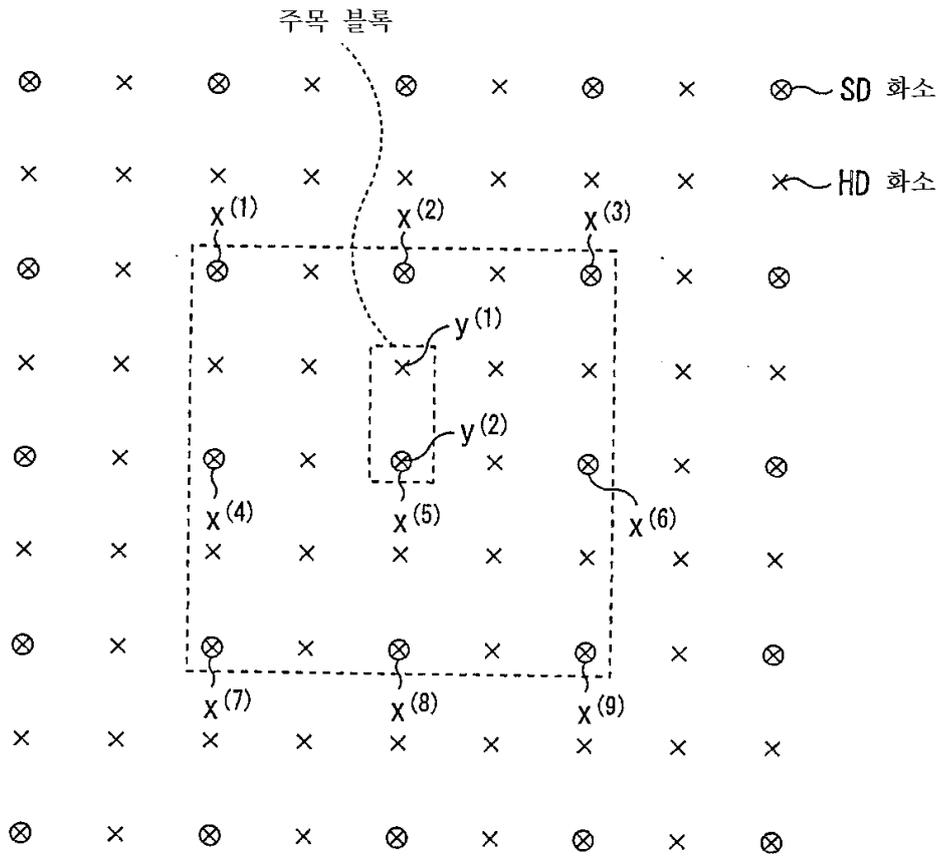
도면1b



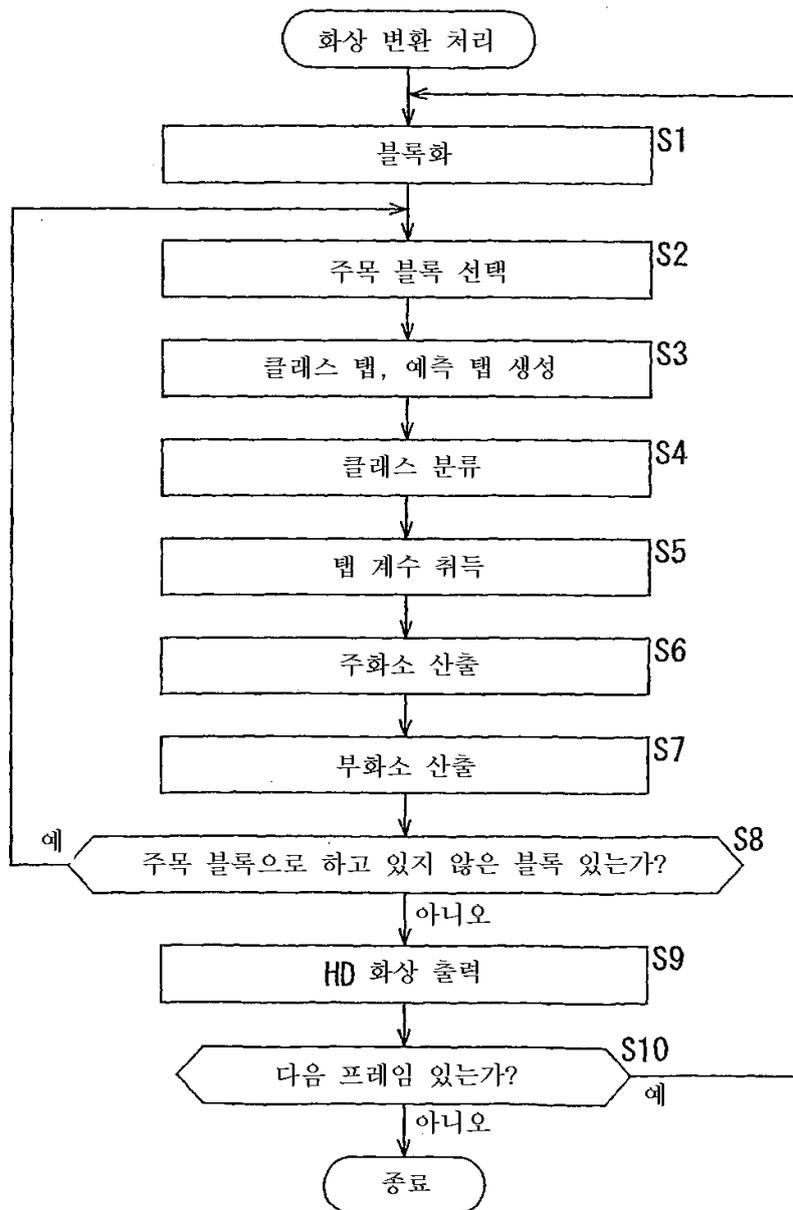
도면2



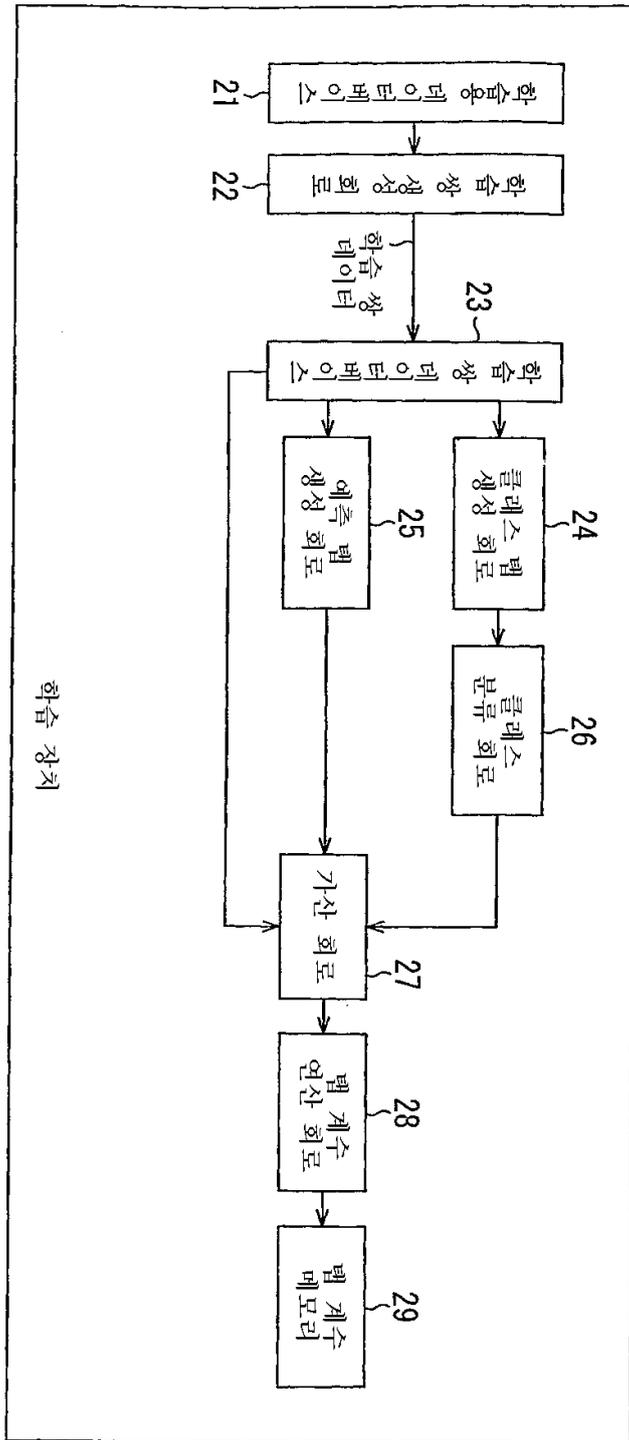
도면3



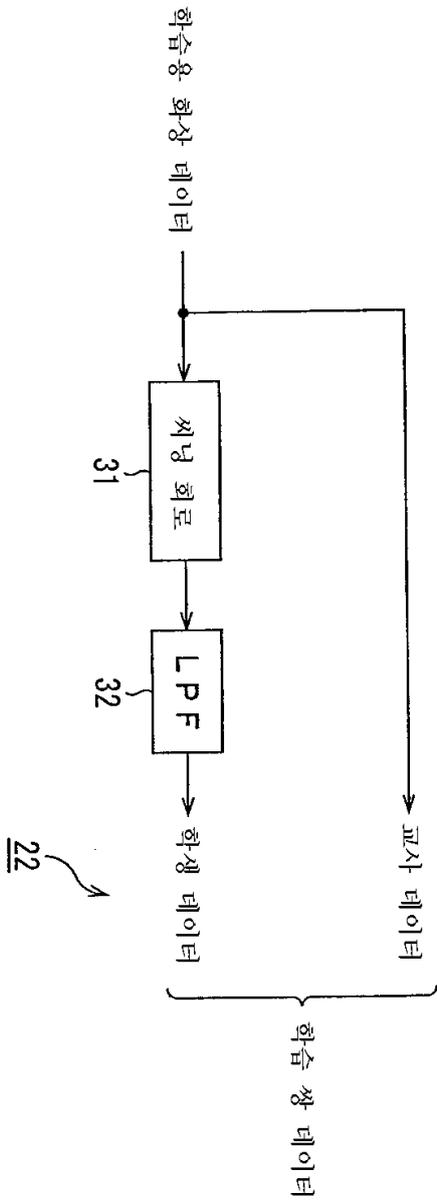
도면4



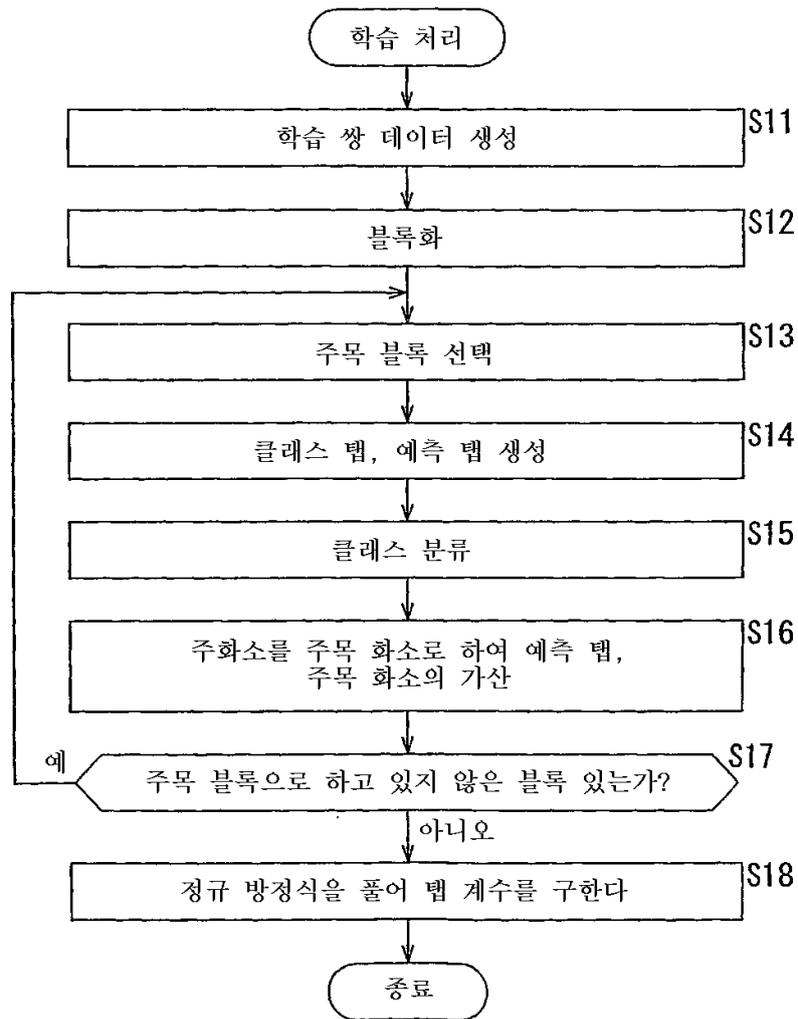
도면5



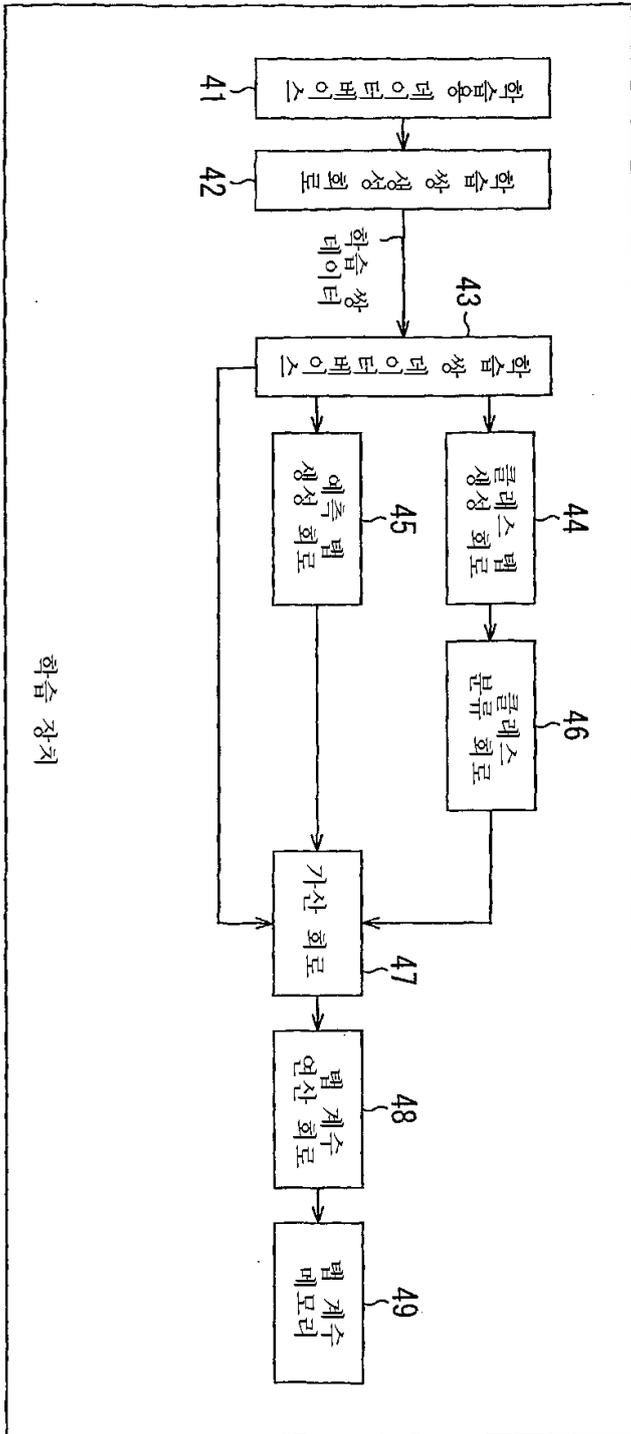
도면6



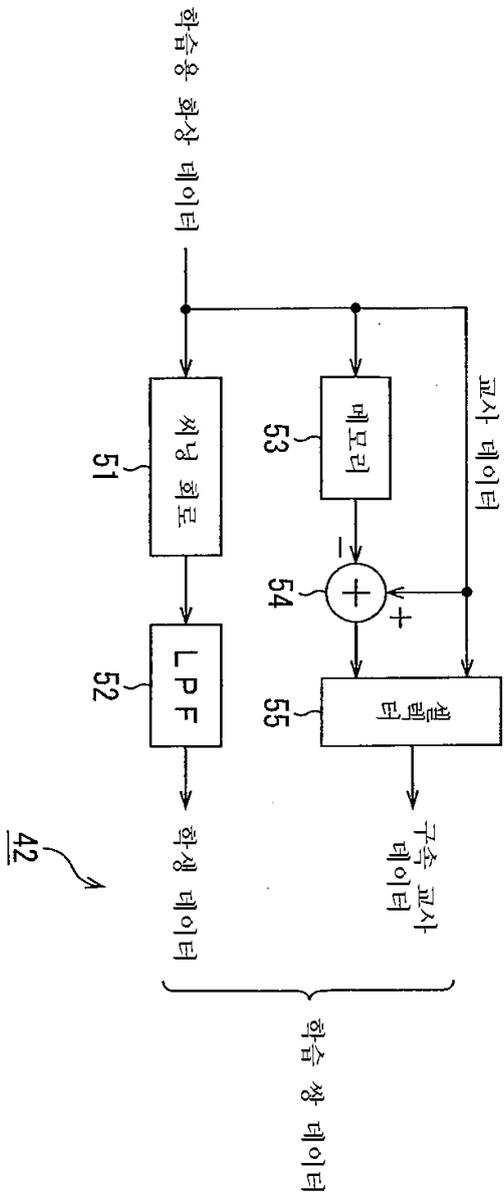
도면7



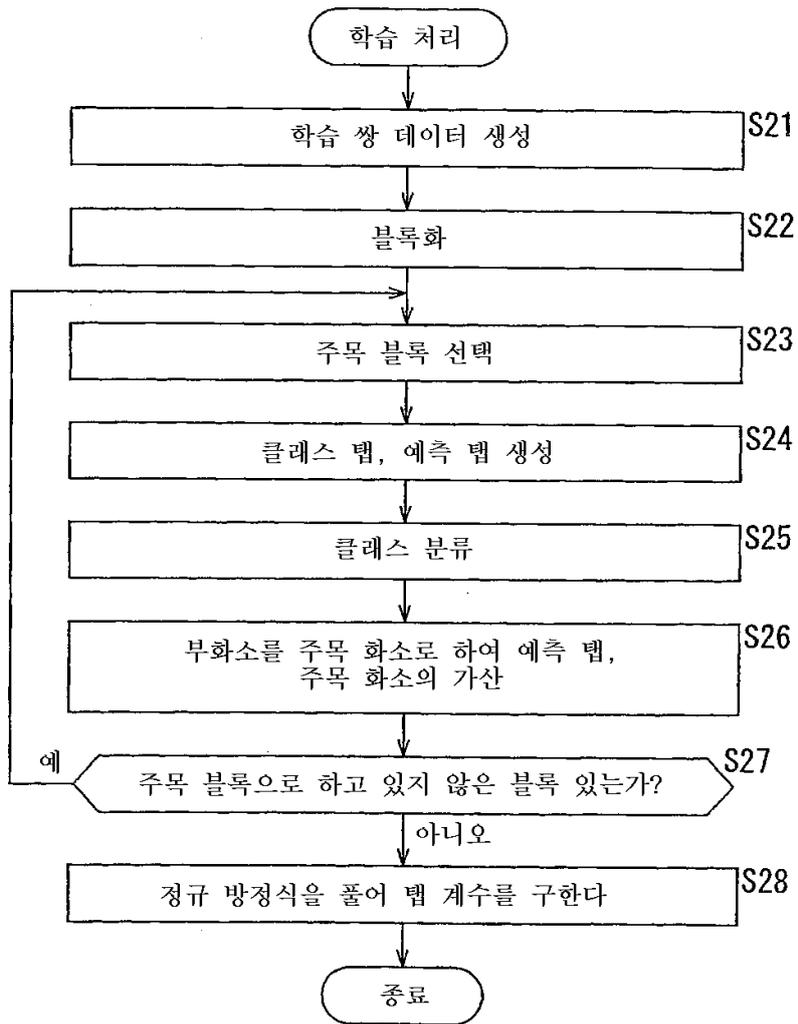
도면8



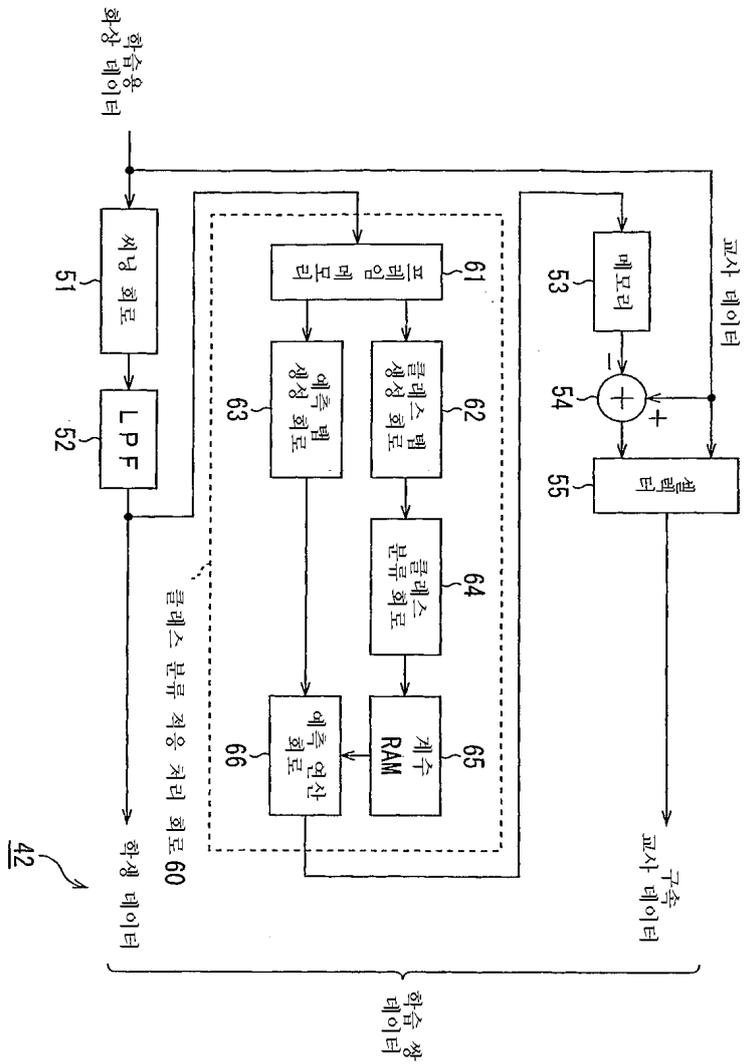
도면9



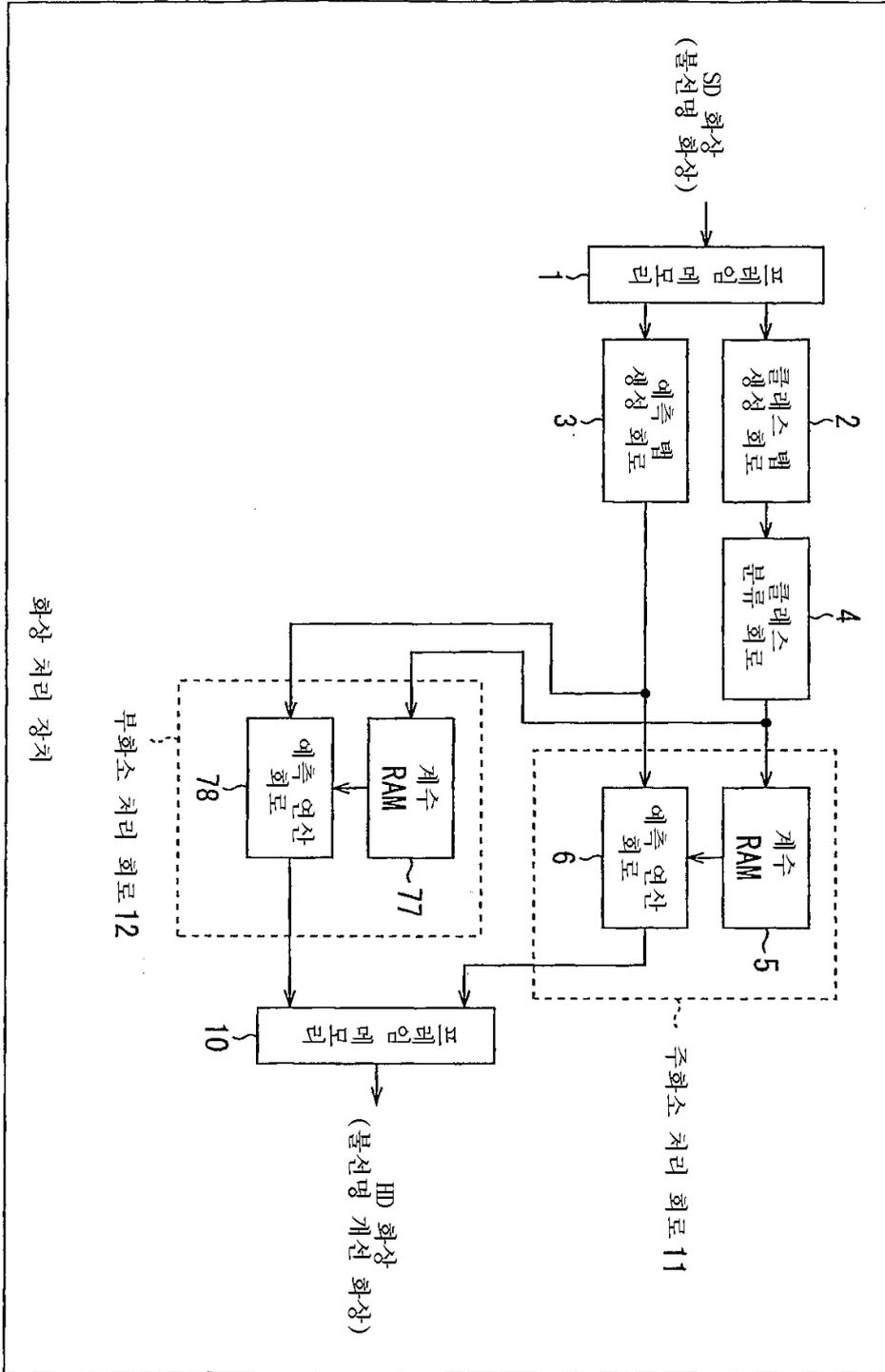
도면10



도면11

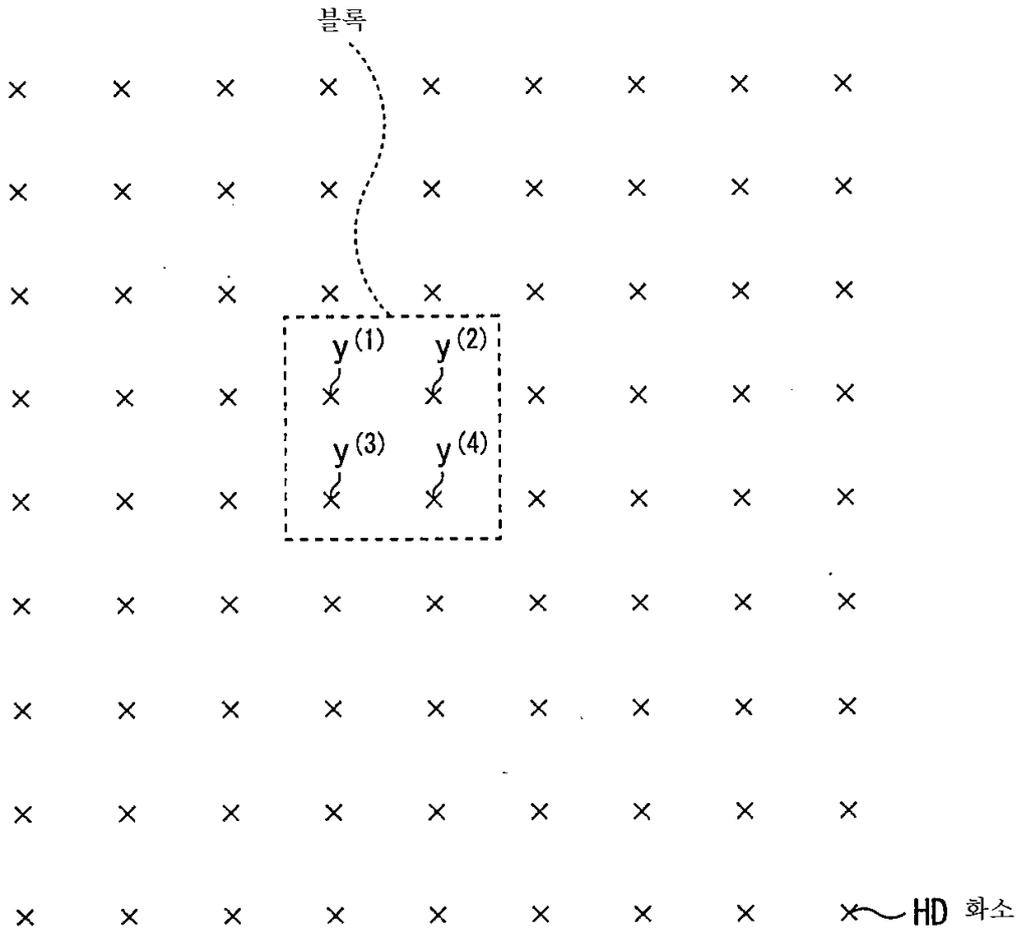


도면12



화상 처리 장치

도면13



도면14

