(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0018862
(43) 공개일자 2025년02월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06V 10/46 (2022.01) *G06T 11/20* (2006.01)
G06T 9/00 (2019.01) *G06V 10/764* (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06V 10/469 (2023.08)
G06T 11/20 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0100030
(22) 출원일자 2023년07월31일
심사청구일자 2023년07월31일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
이슬기
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)
김재호
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)
(74) 대리인
특허법인 수

전체 청구항 수 : 총 28 항

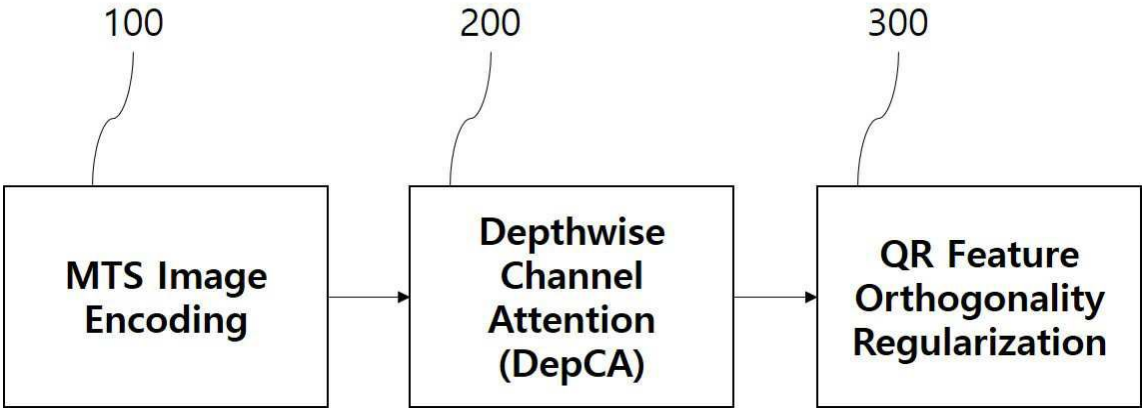
(54) 발명의 명칭 **다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 다변량 시계열 데이터를 이미지로 분석하여 어느 변수가 중요한 지 특징을 추출하고, 복합 센서를 이용한 반복적인 다변량 시계열 데이터에 대해 다양한 패턴을 추출하여 어떠한 행동을 하고 있는지 분류를 수행하고 직교 특성의 손실함수를 산출할 수 있는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법에 관한 것이다.

본 발명의 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환부, 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출부, 및 변수중요도 추출부의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산부로 이루어진다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06T 9/00 (2019.01)
G06V 10/464 (2023.08)
G06V 10/764 (2023.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193983
과제번호	2020-0-01336-004
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능대학원지원(울산과학기술원)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환부;

상기 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출부; 및

상기 변수중요도 추출부의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산부;를 포함하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 이미지 변환부는, 시계열 데이터를 채널이미지로 변환하는 이미지 변환 알고리즘으로 상기 다변량 시계열 데이터를 상기 이미지로 변환하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 이미지 변환 알고리즘은, 리커런트플롯(RP; Recurrence Plot) 알고리즘, 그라미안 필드(Gramian Field), 마르코프 필드(Markov Field) 중 어느 하나를 사용하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 이미지를 토대로 다수의 채널별 콘볼루션을 수행하여 특징맵을 추출하는 깊이별 콘볼루션모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 특징맵에 대해 채널별 맥스풀링을 수행하는 채널별 맥스풀링모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 채널별 맥스풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 특징맵에 대해 채널별 평균풀링을 수행하는 채널별 평균풀링모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출

장치.

청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 채널별 평균풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 9

제 8항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 채널별 맥스풀링모듈에 연결된 상기 특징별 평균풀링모듈의 출력과 상기 채널별 평균풀링모듈에 연결된 상기 특징별 평균풀링모듈의 출력에 대해 요소별 합산을 수행하는 요소별 합산모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 10

제 9항에 있어서,

상기 변수중요도 추출부는, 상기 요소별 합산모듈의 출력에 대해 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도 값을 산출하는 시그모이드 활성화모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

청구항 11

제 1항에 있어서,

상기 손실함수 계산부는, 하기식으로 클래스 프로토타입을 계산하는 클래스 프로토타입 계산모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

$$\bar{\mathbf{a}}_c = \frac{1}{|\boldsymbol{K}_c|} \sum_{i \in \boldsymbol{K}_c} \mathbf{a}^{(i)}$$

여기서, a는 변수중요도 추출부의 출력 또는 변수중요도를 산출하는 알고리즘 중 어느 하나, $\boldsymbol{Kc}$는 클래스 c의 입력

청구항 12

제 11항에 있어서,

상기 손실함수 계산부는, 상기 클래스 프로토타입 계산모듈의 출력을 하기식으로 열(row)로 정렬하는 정렬모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

$$\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \bar{\mathbf{a}}_1^\top & \bar{\mathbf{a}}_2^\top & \cdots & \bar{\mathbf{a}}_D^\top \\ | & | & & | \end{bmatrix}$$

여기서, $\bar{\mathbf{a}}$는 클래스별 평균값

청구항 13

제 12항에 있어서,

상기 손실함수 계산부는, 상기 정렬모듈의 출력에 대해 하기식으로 QR분해를 수행하는 QR 분해모듈;을 포함하는

것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \cdots & \mathbf{q}_D \\ | & | & & | \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} \underbrace{\begin{bmatrix} \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_1^\top \rangle & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ 0 & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \langle \mathbf{q}_D, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \end{bmatrix}}_{\mathbf{R}}$$

여기서, $\mathbf{q}_1$: Q 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 직교기반(orthogonal basis)의 첫번째 벡터,

$\bar{\mathbf{a}}_1^\top$: 정렬모듈의 출력 A 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 첫번째 변수

청구항 14

제 13항에 있어서,

상기 손실함수 계산부는, 상기 QR 분해모듈의 출력을 토대로 하기식으로 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 QR손실함수 계산모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치.

$$\mathcal{L}_{\mathrm{QR}} = \frac{1}{r} \sum_{i<j} |\mathbf{R}_{ij}|$$

,

여기서, r은 R행렬의 윗대각행렬 원소의 개수의 합

청구항 15

이미지 변환부에서 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환단계;

변수중요도 추출부에서 상기 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출단계; 및

손실함수 계산부에서 상기 변수중요도 추출부의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산단계;를 포함하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 16

제 15항에 있어서,

상기 이미지 변환단계는, 시계열 데이터를 채널이미지로 변환하는 이미지 변환 알고리즘으로 상기 다변량 시계열 데이터를 상기 이미지로 변환하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 17

제 16항에 있어서,

상기 이미지 변환 알고리즘은, 리커런트플롯(RP; Recurrence Plot) 알고리즘, 그라미안 필드(Gramian Field), 마르코프 필드(Markov Field) 중 어느 하나를 사용하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 18

제 15항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 깊이별 콘볼루션모듈에서 상기 이미지를 토대로 다수의 채널별 콘볼루션을 수행하여 특징맵을 추출하는 깊이별 콘볼루션단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 19

제 18항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 채널별 맥스풀링모듈에서 상기 특징맵에 대해 채널별 맥스풀링을 수행하는 채널별 맥스풀링단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 20

제 19항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 특징별 평균풀링모듈에서 상기 채널별 맥스풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 21

제 19항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 채널별 평균풀링모듈에서 상기 특징맵에 대해 채널별 평균풀링을 수행하는 채널별 평균풀링단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 22

제 21항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 특징별 평균풀링모듈에서 상기 채널별 평균풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 23

제 22항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 요소별 합산모듈에서 상기 채널별 맥스풀링모듈에 연결된 특징별 평균풀링모듈의 출력과 상기 채널별 평균풀링모듈에 연결된 상기 특징별 평균풀링모듈의 출력에 대해 요소별 합산을 수행하는 요소별 합산단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 24

제 23항에 있어서,

상기 변수중요도 추출단계는, 시그모이드 활성화모듈에서 상기 요소별 합산모듈의 출력에 대해 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도값을 산출하는 시그모이드 활성화단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

청구항 25

제 15항에 있어서,

상기 손실함수 계산단계는, 클래스 프로토타입 계산모듈에서 상기 변수중요도 추출부의 출력 또는 변수중요도를 산출하는 알고리즘 중 어느 하나를 하기식으로 클래스 프로토타입을 계산하는 클래스 프로토타입 계산단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

$$\bar{\mathbf{a}}_c = \frac{1}{|\boldsymbol{K}_c|} \sum_{i \in \boldsymbol{K}_c} \mathbf{a}^{(i)}$$

여기서, a는 변수중요도 추출부의 출력 또는 변수중요도를 산출하는 알고리즘 중 어느 하나, *Kc*는 클래스 *c*의 입력

청구항 26

제 25항에 있어서,

상기 손실함수 계산단계는, 정렬모듈에서 상기 클래스 프로토타입 계산모듈의 출력을 하기식으로 열(row)로 정렬하는 정렬단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

$$\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \bar{\mathbf{a}}_1^\top & \bar{\mathbf{a}}_2^\top & \cdots & \bar{\mathbf{a}}_D^\top \\ | & | & & | \end{bmatrix}$$

여기서, $\bar{\mathbf{a}}$ 는 클래스별 평균값

청구항 27

제 26항에 있어서,

상기 손실함수 계산단계는, QR 분해모듈에서 상기 정렬모듈의 출력에 대해 하기식으로 QR분해를 수행하는 QR 분해단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \cdots & \mathbf{q}_D \\ | & | & & | \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} \underbrace{\begin{bmatrix} \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_1^\top \rangle & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ 0 & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \langle \mathbf{q}_D, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \end{bmatrix}}_{\mathbf{R}}$$

여기서, $\mathbf{q}_1$: Q 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 직교기반(orthogonal basis)의 첫번째 벡터,

$\bar{\mathbf{a}}_1^\top$: 정렬모듈의 출력 A 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 첫번째 변수

청구항 28

제 27항에 있어서,

상기 손실함수 계산단계는, QR손실함수 계산모듈에서 상기 QR 분해모듈의 출력을 토대로 하기식으로 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 QR손실함수 계산단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법.

$$\mathcal{L}_{\text{QR}} = \frac{1}{r} \sum_{i<j} |\mathbf{R}_{ij}|$$

,

여기서, r 은 R행렬의 윗대각행렬 원소의 개수의 합

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법에 관한 것으로, 상세하게는, 다변량 시계열 데이터를 이미지로 분석하여 특징을 추출하는 것이다.

[0002] 또한, 본 발명은 복합 센서를 이용한 다변량 시계열 데이터에 대해 다양한 패턴을 추출하여 분류를 수행하고 손실함수를 산출할 수 있는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출

장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 최근 IoT 디바이스의 사용과 다양한 센서들에 의해 많은 양의 데이터가 출력되고 있다. 이러한 센서에서 측정되는 값들을 이용해 다양한 산업분야에 접목이 가능해지고 있다. 예를 들어 동작 분류 예측, 날씨 예측, 이상치 분류, 뇌파도(EEG; electroencephalogram) 분석 등에서 사용될 수 있다.

[0004] 이러한 출력은 두개 이상의 시간종속변수(time dependent variable)가 존재하는 시계열 데이터로서, 각각의 시계열 데이터는 과거의 데이터와도 연관이 있지만 다른 변수(variable)간의 관계성도 가지는데 이를 다변량 시계열(MTS; multivariate time series) 데이터라 한다.

[0005] 다변량 시계열 데이터는 기존 정형데이터 (이미지, 텍스트)와 같이 사람의 눈에 직관적으로 어떤 데이터가 중요한지 판단을 할 수 없어 해당 연구가 저조하다.

[0006] 한편, 시계열 데이터의 경우 일시적 의존(temporal dependency)이 존재해 어떤 시점/ 변수가 중요한지 명확하지 않은 경우가 많으며, 변수간의 상관관계성이 높은 특징이 있다.

[0007] 대부분의 딥러닝 방법론은 실험적으로 높은 성능을 보였으나 그 안에서 어떻게 동작하고 있는지 잘 알려지지 않으며, 딥러닝이 어떻게 동작하고, 어떻게 판단을 하는지, 또는 어떠한 기준(데이터)에 의해서 특정 결정을 하는지 해석하고 찾는 연구가 지속되어 왔다.

[0008] 그 일례로, 대한민국 공개특허공보 제10-2022-7040508호에서는 각 이미지에 대해, 대응하는 복수의 이미지 패치들을 프로세싱하여 복수의 입력 위치들 각각에서 각 입력 요소를 포함하는 입력 시퀀스(input sequence)를 발생시키고, 복수의 입력 요소들은 각 상이한 이미지 패치들에 대응하도록 구성된 뉴럴 네트워크들을 사용하는 이미지 프로세싱 기법에 관해 개시하고 있다.

[0009] 그러나, 이 경우에도 이미지에서 각각의 채널을 하나의 시계열 데이터에 대응하여 변수중요도값을 계산하지 못하고 직교특성의 손실함수를 산출하지 못하는 단점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0010] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2022-7040508호 (2021.10.04)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 발명의 목적은, 다변량 시계열 데이터를 이미지로 분석하여 어느 변수가 중요한 지 특징을 추출하는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

[0012] 본 발명은 복합 센서를 이용한 반복적인 다변량 시계열 데이터에 대해 다양한 패턴을 추출하여 어떠한 행동을 하고 있는지 분류를 수행하고 직교특성의 손실함수를 산출할 수 있는 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법을 제공하는데 또 다른 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0013] 본 발명에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환부, 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출부, 및 변수중요도 추출부의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산부를 포함할 수 있다.

[0014] 여기서, 이미지 변환부는, 시계열 데이터를 채널이미지로 변환하는 이미지 변환 알고리즘으로 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환할 수 있다.

[0015] 또한, 이미지 변환 알고리즘은, 리커런트플롯(RP; Recurrence Plot) 알고리즘, 그라미안 필드(Gramian Field), 마르코프 필드(Markov Field) 중 어느 하나를 사용할 수 있다.

[0016] 또한, 변수중요도 추출부는 이미지를 토대로 다수의 채널별 콘볼루션을 수행하여 특징맵을 추출하는 깊이별 콘볼루션모듈을 포함할 수 있다.

[0017] 여기서, 변수중요도 추출부는 특징맵에 대해 채널별 맥스풀링을 수행하는 채널별 맥스풀링모듈을 포함할 수 있다.

[0018] 또한, 변수중요도 추출부는 채널별 맥스풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링모듈을 포함할 수 있다.

[0019] 여기서, 변수중요도 추출부는 특징맵에 대해 채널별 평균풀링을 수행하는 채널별 평균풀링모듈을 포함할 수 있다.

[0020] 또한, 변수중요도 추출부는 채널별 평균풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링모듈을 포함할 수 있다.

[0021] 여기서, 변수중요도 추출부는 채널별 맥스풀링모듈에 연결된 특징별 평균풀링모듈의 출력과 채널별 평균풀링모듈에 연결된 특징별 평균풀링모듈의 출력에 대해 요소별 합산을 수행하는 요소별 합산모듈을 포함할 수 있다.

[0022] 또한, 변수중요도 추출부는 요소별 합산모듈의 출력에 대해 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도값을 산출하는 시그모이드 활성화모듈을 포함할 수 있다.

[0023] 여기서, 손실함수 계산부는 하기식으로 클래스 프로토타입을 계산하는 클래스 프로토타입 계산모듈을 포함할 수 있다.

[0024] $$\bar{\mathbf{a}}_c = \frac{1}{|\boldsymbol{K}_c|} \sum_{i \in \boldsymbol{K}_c} \mathbf{a}^{(i)}$$

[0025] 여기서, a는 변수중요도 추출부의 출력 또는 변수중요도를 산출하는 알고리즘 중 어느 하나, $\boldsymbol{Kc}$는 클래스 c의 입력

[0026] 또한, 손실함수 계산부는 클래스 프로토타입 계산모듈의 출력을 하기식으로 열(row)로 정렬하는 정렬모듈을 포함할 수 있다.

[0027] $$\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \bar{\mathbf{a}}_1^\top & \bar{\mathbf{a}}_2^\top & \cdots & \bar{\mathbf{a}}_D^\top \\ | & | & & | \end{bmatrix}$$

[0028] 여기서, $\bar{\mathbf{a}}$ 는 클래스별 평균값

[0029] 여기서, 손실함수 계산부는 정렬모듈의 출력에 대해 하기식으로 QR분해를 수행하는 QR 분해모듈을 포함할 수 있다.

[0030] $$\underbrace{\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \cdots & \mathbf{q}_D \\ | & | & & | \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} \underbrace{\begin{bmatrix} \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_1^\top \rangle & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ 0 & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \langle \mathbf{q}_D, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \end{bmatrix}}_{\mathbf{R}}$$

[0031] 여기서, $\mathbf{q}_1$: Q 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 직교기반(orthogonal basis)의 첫번째 벡터,

[0032] $\bar{\mathbf{a}}_1^\top$: 정렬모듈의 출력 A 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 첫번째 변수

[0033] 또한, 손실함수 계산부는 QR 분해모듈의 출력을 토대로 하기식으로 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 QR손실함수 계산모듈을 포함할 수 있다.

[0034] $$\mathcal{L}_{QR} = \frac{1}{r}\sum_{i<j}|\mathbf{R}_{ij}|$$,

[0035] 여기서, r은 R행렬의 윗대각행렬 원소의 개수의 합

[0036] 본 발명의 다른 실시예에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법은 이미지 변환부에서 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환단계, 변수중요도 추출부에서 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출단계, 및 손실함수 계산부에서 변수중요도 추출부의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산단계를 포함할 수 있다.

[0037] 여기서, 이미지 변환단계는, 시계열 데이터를 채널이미지로 변환하는 이미지 변환 알고리즘으로 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환할 수 있다.

[0038] 또한, 이미지 변환 알고리즘은, 리커런트플롯(RP; Recurrence Plot) 알고리즘, 그라미안 필드(Gramian Field), 마르코프 필드(Markov Field) 중 어느 하나를 사용할 수 있다.

[0039] 또한, 변수중요도 추출단계는 깊이별 콘볼루션모듈에서 이미지를 토대로 다수의 채널별 콘볼루션을 수행하여 특징맵을 추출하는 깊이별 콘볼루션단계를 포함할 수 있다.

[0040] 여기서, 변수중요도 추출단계는 채널별 맥스풀링모듈에서 특징맵에 대해 채널별 맥스풀링을 수행하는 채널별 맥스풀링단계를 포함할 수 있다.

[0041] 또한, 변수중요도 추출단계는 특징별 평균풀링모듈에서 채널별 맥스풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링단계를 포함할 수 있다.

[0042] 여기서, 변수중요도 추출단계는 채널별 평균풀링모듈에서 특징맵에 대해 채널별 평균풀링을 수행하는 채널별 평균풀링단계를 포함할 수 있다.

[0043] 또한, 변수중요도 추출단계는 특징별 평균풀링모듈에서 채널별 평균풀링모듈의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링단계를 포함할 수 있다.

[0044] 여기서, 변수중요도 추출단계는 요소별 합산모듈에서 채널별 맥스풀링모듈에 연결된 특징별 평균풀링모듈의 출력과 채널별 평균풀링모듈에 연결된 특징별 평균풀링모듈의 출력에 대해 요소별 합산을 수행하는 요소별 합산단계를 포함할 수 있다.

[0045] 또한, 변수중요도 추출단계는 시그모이드 활성화모듈에서 요소별 합산모듈의 출력에 대해 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도값을 산출하는 시그모이드 활성화단계를 포함할 수 있다.

[0046] 여기서, 손실함수 계산단계는 클래스 프로토타입 계산모듈에서 변수중요도 추출부의 출력을 하기식으로 클래스 프로토타입을 계산하는 클래스 프로토타입 계산단계를 포함할 수 있다.

[0047] $$\bar{\mathbf{a}}_c = \frac{1}{|\boldsymbol{K}_c|}\sum_{i\in\boldsymbol{K}_c}\mathbf{a}^{(i)}$$

[0048] 여기서, a는 변수중요도 추출부의 출력 또는 변수중요도를 산출하는 알고리즘 중 어느 하나, $\boldsymbol{Kc}$는 클래스 c의 입력

[0049] 또한, 손실함수 계산단계는 정렬모듈에서 클래스 프로토타입 계산모듈의 출력을 하기식으로 열(row)로 정렬하는 정렬단계를 포함할 수 있다.

[0050] $$\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \bar{\mathbf{a}}_1^\top & \bar{\mathbf{a}}_2^\top & \cdots & \bar{\mathbf{a}}_D^\top \\ | & | & & | \end{bmatrix}$$

[0051] 여기서, $\bar{\mathbf{a}}$는 클래스별 평균값

[0052] 여기서, 손실함수 계산단계는 QR 분해모듈에서 정렬모듈의 출력에 대해 하기식으로 QR분해를 수행하는 QR 분해단계를 포함할 수 있다.

[0053] $$\underbrace{\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \cdots & \mathbf{q}_D \\ | & | & & | \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} \underbrace{\begin{bmatrix} \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_1^\top \rangle & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ 0 & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \langle \mathbf{q}_D, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \end{bmatrix}}_{\mathbf{R}}$$

[0054] 여기서, $\mathbf{q}_1$: Q 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 직교기반(orthogonal basis)의 첫번째 벡터,

[0055] $\bar{\mathbf{a}}_1^\top$: 정렬모듈의 출력 A 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 첫번째 변수

[0056] 또한, 손실함수 계산단계는 QR손실함수 계산모듈에서 QR 분해모듈의 출력을 토대로 하기식으로 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 QR손실함수 계산단계를 포함할 수 있다.

[0057] $$\mathcal{L}_{\mathrm{QR}} = \frac{1}{r} \sum_{i<j} |\mathbf{R}_{ij}|$$,

[0058] 여기서, r 은 R행렬의 윗대각행렬 원소의 개수의 합

발명의 효과

[0059] 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법은 다변량 시계열 데이터를 이미지로 분석하여 어느 변수가 중요한 지 특징을 추출할 수 있는 장점이 있다.

[0060] 또한, 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법은 복합 센서를 이용한 반복적인 다변량 시계열 데이터에 대해 다양한 패턴을 추출하여 어떠한 행동을 하고 있는지 분류를 수행하고 직교 특성의 손실함수를 산출하여 변수간의 직교특성을 유지하게 됨으로써 변수에 대한 중요도 해석이 용이해질 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0061] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치를 나타낸 개략구성도이다.

도 2는 도 1의 이미지 변환부의 기능을 상세히 나타낸 도면으로, 도 2(a)는 단변량 시계열 데이터를 채널이미지로 변환한 도면이며, 도 2(b)는 다변량 다변량 시계열 데이터를 채널이미지로 변환한 도면이다.

도 3은 도 1의 변수중요도 추출부를 상세히 나타낸 도면이다.

도 4는 도 1의 변수중요도 추출부의 기능을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 도 1의 손실함수 계산부를 상세히 나타낸 개략구성도이다.

도 6은 도 1의 손실함수 계산부의 기능을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법을 나타낸 순서도이다.

도 8은 도 7의 변수중요도 추출단계를 상세히 나타낸 순서도이다.

도 9는 도 7의 손실함수 계산단계를 상세히 나타낸 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0062] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 실시예를 첨부된 도면들을 참조하여 설명한다.

[0063] 본 발명을 설명함에 있어서 제 1, 제 2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성요소들은 용어들에 의해 한정되지 않을 수 있다. 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제 1 구성요소는 제 2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제 2 구성요소도 제 1 구성요소로 명명될 수 있다.

[0064] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 연결되어 있다거나 접속되어 있다고 언급되는 경우는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해될 수 있다.

[0065] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.

[0066] 본 명세서에서, 포함하다 또는 구비하다 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것으로서, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해될 수 있다.

[0067] 또한, 도면에서의 요소들의 형상 및 크기 등은 보다 명확한 설명을 위해 과장될 수 있다.

[0068] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법에 대해 상세히 설명한다.

[0070] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치를 나타낸 개략구성도이며, 도 2 내지 도 6은 도 1을 상세히 설명하기 위한 세부 도면이다.

[0071] 이하, 도 1 내지 도 6을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치를 설명한다.

[0072] 먼저, 다변량 시계열 데이터에서 특징을 추출하기 위해 중요도(attention)를 도입할 수 있는데, 이는, 데이터의 어떤 특정부분에 얼마만큼의 가중치를 둘지 학습하게 하는 것으로서, 예를 들어 중요도가 높은 부분에는 인공지능(Artificial Intelligence; AI) 모델이 많이 집중했다고 볼 수 있다.

[0073] 한편, 직교성 (Orthogonality)은 선형대수에서 중요한 역할을 한다.

[0074] 기존에는 코사인(Cosine) 유사도를 통해 벡터 간의 직교를 유도함으로써 직교성을 가져가는 경우(Orthogonal Projection Loss)가 있었다.

[0075] 또한, 중요도에 대해 각 클래스간 직교성을 유지하여 학습을 위한 손실함수를 산출하게 되면, 변수 해석력이 더욱 높아질 수 있다.

[0076] 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는 인공지능 모델 학습이 완료된 후 학습된 중요도 가중치(weight)들을 토대로 해석을 수행하여 시계열 데이터의 어떤 변수가 중요했는지 파악할 수 있다. 또한, 이러한 중요도 가중치들을 토대로 클래스별 평균 벡터를 산출하고, 해당 평균벡터간의 직교성을 높이며, 변수간의 직교성을 높이는 방향의 손실함수를 산출함으로써, 변수에 대한 해석력을 높일 수 있다.

[0077] 본 발명에서는, QR 분해(Decomposition)를 이용한 벡터 간의 직교성을 유도하는 새로운 손실 함수(Loss function)를 도입하여 손실함수를 산출하였다.

[0078] 이러한 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는, 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환부(100), 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하여 클래스별 상대중요도를 산출하는 변수중요도 추출부(200), 및 변수중요도 추출부(200)의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산부(300)로 이루어진다.

[0079] 본 발명에서는, 특정 클래스(Class)를 예측하는데 있어 'A 센서가 B 센서보다 더 중요하다'와 같은 방식으로 도출할 수 있는데, 예를 들어, 동작분류문제에 있어서 14개의 웨어러블센서를 이용해 7개의 클래스를 예측하는 문제가 있을 경우, 여기서, 달리기 클래스를 예측하는데 있어 1번센서가 2번센서보다 중요한 역할을 한 것 등을 도출할 수가 있다.

[0080] 더불어, 전체 변수간의 절대적인 중요도 순위도 추출 할 수 있는데, 예를들어 전반적인 모델의 성능지표를 높이는데, 1번 변수가 2번 변수보다 중요하게 작동을 했다는 것을 파악할 수 있다.

[0081] 한편, 기존 연구에서는 다변량 시계열 데이터에서 변수중요도를 클래스별로 확인하기 위해 각 변수간의 상관관계를 반영해서 모델링을 진행하였으나, 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치에서는 변수를 독립적으로 모델링해서 변수들의 독립성을 유지한 채로 모델링을 수행하고 손실함수를 산출하였으며, 이에 대해 이하 도 2 내지 도 6에서 상세히 설명한다.

[0083] 도 2는 도 1의 이미지 변환부(100)의 기능을 상세히 나타낸 도면으로, 도 2(a)는 단변량 시계열 데이터(P111)를 채널이미지(P121)로 변환한 도면이며, 도 2(b)는 다변량 다변량 시계열 데이터(P112)를 채널이미지(P122)로 변환한 도면이다.

[0084] 도 2에서 볼 수 있는 바와 같이, 이미지 변환부(100)는 시계열 데이터(P111)를 채널이미지(P121)로 변환하는 리커런트플롯(RPRecurrence Plot) 알고리즘으로 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환한다.

[0085] 시계열 데이터(P111)를 채널이미지(P121)로 변환한다는 것은 다수의 시계열 데이터(P111)를 하나의 채널과 대응을 하는 형태의 다변량 시계열 데이터(P112)로 변환한다는 것인데, 예를 들어, 일반적으로 보는 사진은 RGB 와 같이 3개의 채널을 가진 데이터의 형태로 생각할 수 있다.

[0086] 본 실시예에서, 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는 3 개의 시계열 데이터(P111)를 예로 들었는데, 따라서 3개의 채널(변수)을 가진 데이터의 형태로 생각할 수 있으며, 이는 도 2(a)의 변환이 독립적으로 3개가 처리되어 도 2(b)와 같이 3개의 채널이 독립적으로 변환되는 것을 알 수 있다.

[0087] 한편, 본 실시예에서는 이미지 변환 알고리즘으로 리커런트플롯(Recurrence Plot; RP) 알고리즘을 사용하고 있으나 본 발명은 반드시 이에 한정될 필요는 없으며, 그라미안 필드(Gramian Field), 마르코프 필드(Markov Field) 등 다른 이미지 변환 알고리즘을 사용하여 시계열 데이터(P111)를 채널이미지(P121)로 변환하여도 무방하다.

[0089] 도 3은 도 1의 변수중요도 추출부(200)를 상세히 나타낸 개략구성도이다.

[0090] 도 3에서 알 수 있는 바와 같이, 변수중요도 추출부(200)는 이미지를 토대로 다수의 채널별 콘볼루션을 수행하여 특징맵을 추출하는 깊이별 콘볼루션모듈(210), 특징맵에 대해 채널별 맥스풀링을 수행하는 채널별 맥스풀링모듈(220), 채널별 맥스풀링모듈(220)의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링모듈(230), 특징맵에 대해 채널별 평균풀링을 수행하는 채널별 평균풀링모듈(240), 채널별 평균풀링모듈(240)의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링모듈(250), 채널별 맥스풀링모듈(220)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(230)의 출력과 채널별 평균풀링모듈(240)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(250)의 출력에 대해 요소별 합산을 수행하는 요소별 합산모듈(260), 및 요소별 합산모듈(260)의 출력에 대해 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도값을 산출하는 시그모이드 활성화모듈(270)로 이루어진다.

[0091] 먼저, 이미지 변환부(100)에서 시계열 데이터로 3개의 채널(센서값)을 이미지 형태로 변환하여 깊이별 콘볼루션모듈(210)로 입력되게 되는데, 깊이별 콘볼루션모듈(210)에서는 예를 들어, 3 종류의 필터로 3개의 채널(센서값) 각각에 채널별 콘볼루션을 수행하여 9개의 특징맵을 추출할 수 있으며, 이러한 특징맵의 추출은 도 4에서 상세히 설명한다.

[0092] 한편, 추출된 9개의 특징맵은 각각 채널별 맥스풀링모듈(220)에서 채널별 맥스풀링을 수행하여 9개의 이미지를 출력하고 특징별 평균풀링모듈(230)에서 채널별 평균풀링을 수행하여 9개의 이미지를 출력한다.

[0093] 한편, 채널별 맥스풀링모듈(220)의 출력은 특징별 평균풀링모듈(230)에서 특징별 평균풀링을 수행하여 3개의 이미지를 출력하고, 이와 마찬가지로 채널별 평균풀링모듈(240)의 출력은 특징별 평균풀링모듈(250)에서 특징별 평균풀링을 수행하여 3개의 이미지를 출력한다.

[0094] 이때, 채널별 맥스풀링모듈(220)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(230)의 3개의 이미지 출력과, 채널별 평균풀링모듈(240)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(250)의 3개의 이미지 출력은 요소별 합산모듈(260)에서 각각 요소별 합산을 수행하여 3개의 데이터를 출력한다.

[0095] 요소별 합산모듈(260)에서 출력된 3개의 데이터는, 이후 시그모이드 활성화모듈(270)에서 시그모이드 활성화 함

수를 토대로 변수중요도값을 각각 산출하고 이를 채널별 비교함으로써, 클래스별 상대중요도를 알 수 있다.

[0097] 도 4는 도 1의 변수중요도 추출부(200)의 기능을 설명하기 위한 도면이다. 도 4에서 볼 수 있는 바와 같이, 깊이별 콘볼루션모듈(210)에서 추출된 9개의 깊이별 콘볼루션 결과이미지(P210)는 각각 채널별 맥스풀링모듈(220)에서 채널별 맥스풀링을 수행하여 9개의 채널별 맥스풀링 결과이미지(P220)를 출력하고, 특징별 평균풀링모듈(230)에서 채널별 평균풀링을 수행하여 9개의 채널별 평균풀링 결과이미지(P240)를 출력한다.

[0098] 한편, 채널별 맥스풀링모듈(220)의 출력은 특징별 평균풀링모듈(230)에서 특징별 평균풀링을 수행하여 3개의 특징별 평균풀링 결과이미지(P230)를 출력하고, 이와 마찬가지로 채널별 평균풀링모듈(240)의 출력은 특징별 평균풀링모듈(250)에서 특징별 평균풀링을 수행하여 3개의 특징별 평균풀링 결과이미지(P250)를 출력한다.

[0099] 또한, 요소별 합산모듈(260)에서는 각각 요소별 합산을 수행하여 3개의 데이터를 출력한 후, 시그모이드 활성화모듈(270)에서 시그모이드 활성화 함수를 토대로 3개의 변수중요도값(P270)으로 변수중요도값을 각각 산출하고 이를 채널별 비교함으로써, 클래스별 상대중요도를 알 수 있다.

[0101] 도 5는 도 1의 손실함수 계산부(300)를 상세히 나타낸 도면이다.

[0102] 도 5에서 알 수 있는 바와 같이, 본 발명의 손실함수 계산부(300)는 클래스 프로토타입을 계산하는 클래스 프로토타입 계산모듈(310), 클래스 프로토타입 계산모듈(310)의 출력을 열(row)로 정렬하는 정렬모듈(320), 정렬모듈(320)의 출력에 대해 QR분해를 수행하는 QR 분해모듈(330), 및 QR 분해모듈(330)의 출력을 토대로 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 QR손실함수 계산모듈(340)로 이루어진다.

[0103] 여기서, 클래스 프로토타입 계산모듈(310)은 각 클래스별로 변수중요도 추출부(200)의 출력을 모아서 클래스별 평균값을 구성하는 것으로서, 이하 [수학식 1]로 나타낼 수 있다.

[0104] 한편, 본 실시예에서는 클래스 프로토타입 계산모듈(310)이 각 클래스별로 변수중요도 추출부(200)의 출력을 모아서 클래스별 평균값을 구성하나, 본 발명은 반드시 이에 한정될 필요는 없으며, 변수중요도값을 산출하는 알고리즘의 출력을 모아서 클래스별 평균값을 구성하여도 무방하다.

수학식 1

[0105] $$\bar{\mathbf{a}}_c = \frac{1}{|\boldsymbol{K}_c|} \sum_{i \in \boldsymbol{K}_c} \mathbf{a}^{(i)}$$

[0106] 여기서, $\mathbf{a}$는 변수중요도 추출부(200)의 출력 또는 변수중요도를 산출하는 알고리즘 중 어느 하나, $\boldsymbol{Kc}$는 클래스 c의 입력

[0108] 또한, 정렬모듈(320)은 클래스별 평균값을 열(row)로 정렬하는 것으로서, 이하 [수학식 2]로 나타낼 수 있다.

수학식 2

[0109] $$\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \bar{\mathbf{a}}_1^{\top} & \bar{\mathbf{a}}_2^{\top} & \cdots & \bar{\mathbf{a}}_D^{\top} \\ | & | & & | \end{bmatrix}$$

[0110] 여기서, $\bar{\mathbf{a}}$는 클래스별 평균값

[0112] 한편, QR 분해모듈(330)은 정렬된 클래스별 평균값을 QR 분해할 수 있는데, 여기서, Q는 직교기반(Orthogonal

basis), R은 잔여요소(Residual Component)를 의미하며, 이하 [수학식 3]으로 나타낼 수 있다.

수학식 3

[0113]

$$\underbrace{\begin{bmatrix} | & | & & | \\ \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \cdots & \mathbf{q}_D \\ | & | & & | \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} \underbrace{\begin{bmatrix} \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_1^\top \rangle & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_1, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ 0 & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_2^\top \rangle & \cdots & \langle \mathbf{q}_2, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \langle \mathbf{q}_D, \bar{\mathbf{a}}_D^\top \rangle \end{bmatrix}}_{\mathbf{R}}$$

[0114] 여기서, $\mathbf{q}_1$: Q 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 직교기반(orthogonal basis)의 첫번째 벡터,

[0115] $\bar{\mathbf{a}}_1^\top$: 정렬모듈(320)의 출력 A 행렬의 첫번째 칼럼(Column) 벡터, 즉 첫번째 변수

[0117] 또한, QR 분해모듈(330)의 출력에 대해 QR손실함수 계산모듈(340)은 QR 분해 후 나온 R 행렬에서 상단 대각선 항(upper diagonal term) 들을 손실 함수로 부여하는 것으로서, 이하 [수학식 4]로 나타낼 수 있다.

수학식 4

[0118]

$$\mathcal{L}_{\mathrm{QR}} = \frac{1}{r} \sum_{i<j} |\mathbf{R}_{ij}|$$

[0119] 여기서, r 은 R행렬의 윗대각행렬 원소의 개수의 합

[0121] 이와 같은 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는, QR손실함수 계산모듈(340)의 출력에 있어서 해당 손실함수를 교차 엔트로피(cross-entropy) 손실과 같이 적용하면 변수중요도의 순서가 좀더 일관성을 보이는 장점이 있으며, 또한 단순히 동일 모델 안에서 비슷하게 나오는 것뿐만 아니라 모델간의 순위에 있어서도 일관되게 나오는 장점이 있다.

[0123] 도 6은 도 1의 손실함수 계산부(300)의 기능을 설명하기 위한 도면이다. 도 6에서 볼 수 있는 바와 같이, 본 발명에서는 변수중요도 추출부(200)의 출력이 3개의 클래스에 대해 각각 제 1 변수중요도값(P271), 제 2 변수중요도값(P272), 및 제 3 변수중요도값(P273)으로 손실함수 계산부(300)에 입력될 때, 손실함수 계산부(300)의 출력으로 각각 직교된 후 분류가 되어 손실함수 출력값(P300)에 각각 배치되는 것을 알 수 있다.

[0124] 이와 같은 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치는 다변량 시계열 데이터에 대해 분류를 수행하고 벡터 간의 직교성을 유도하는 손실함수를 적용함으로써, 변수 해석력이 높아지는 장점이 있다.

[0126] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법을 나타낸 순서도이며, 도 8은 도 7을 상세히 설명하기 위한 세부 순서도이다.

[0127] 이하, 도 7 및 도 8을 참조하여 본 발명에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수중요도 추출 방법을 설명한다.

[0128] 먼저, 도 7을 참조하면, 본 발명의 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법은 이미지 변환부(100)에서 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환단계(S100), 변수중요도 추출부(200)에서 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출단계(S200), 및 손

실함수 계산부(300)에서 변수중요도 추출부(200)의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산단계(S300)로 이루어진다.

[0129] 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법은 인공지능 모델 학습이 완료된 후 학습된 중요도 가중치(weight)들을 토대로 해석을 수행하여 시계열 데이터의 어떤 변수가 중요했는지 파악할 수 있다. 또한, 이러한 중요도 가중치들을 토대로 클래스별 상대중요도(Class Wise Relative Importance)를 계산하고, 더불어 변수의 절대 중요도 (Feature Importance) 또한 산출가능하며, 이 중, 클래스별 평균벡터간의 직교성을 높이는 과정에서 변수의 해석력을 높일 수 있다.

[0130] 즉, 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법은, 이미지 변환부(100)에서 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는 이미지 변환단계(S100)와, 변수중요도 추출부(200)에서 이미지로부터 깊이별 변수중요도값을 추출하는 변수중요도 추출단계(S200)를 토대로 클래스별 상대중요도를 알 수 있으며, 또한 손실함수 계산부(300)에서 변수중요도 추출부(200)의 출력을 토대로 벡터 간의 직교성을 유도해 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 손실함수 계산단계(S300)로 벡터간 직교성을 유도하는 손실함수를 산출할 수 있다.

[0131] 여기서, 이미지 변환단계(S100)에서는 시계열 데이터(P111)를 채널이미지(P121)로 변환하는 리커런트플롯(RPRecurrence Plot) 알고리즘으로 다변량 시계열 데이터를 이미지로 변환하는데, 이는 다수의 시계열 데이터(P111)를 하나의 채널과 대응을 하는 형태의 다변량 시계열 데이터(P112)로 변환하는 것을 나타낸다.

[0132] 한편, 본 실시예에서는 이미지 변환 알고리즘으로 리커런트플롯(Recurrence Plot; RP) 알고리즘을 사용하고 있으나 본 발명은 반드시 이에 한정될 필요는 없으며, 그라미안 필드(Gramian Field), 마르코프 필드(Markov Field) 등 다른 이미지 변환 알고리즘을 사용하여 시계열 데이터(P111)를 채널이미지(P121)로 변환하여도 무방하다.

[0134] 도 8은 도 7의 변수중요도 추출단계(S200)를 상세히 나타낸 순서도이다.

[0135] 도 8에서 볼 수 있는 바와 같이, 변수중요도 추출단계(S200)는 깊이별 콘볼루션모듈(210)에서 이미지를 토대로 다수의 채널별 콘볼루션을 수행하여 특징맵을 추출하는 깊이별 콘볼루션단계(S210), 채널별 맥스풀링모듈(220)에서 특징맵에 대해 채널별 맥스풀링을 수행하는 채널별 맥스풀링단계(S220), 특징별 평균풀링모듈(230)에서 채널별 맥스풀링모듈(220)의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링단계(S230), 채널별 평균풀링모듈(240)에서 특징맵에 대해 채널별 평균풀링을 수행하는 채널별 평균풀링단계(S240), 특징별 평균풀링모듈(250)에서 채널별 평균풀링모듈(240)의 출력에 대해 특징별 평균풀링을 수행하는 특징별 평균풀링단계(S250), 요소별 합산모듈(260)에서 채널별 맥스풀링모듈(220)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(230)의 출력과, 채널별 평균풀링모듈(240)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(250)의 출력에 대해 요소별 합산을 수행하는 요소별 합산단계(S260), 및 시그모이드 활성화모듈(270)에서 요소별 합산모듈(260)의 출력에 대해 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도값을 산출하는 시그모이드 활성화단계(S270)를 포함한다.

[0136] 먼저, 깊이별 콘볼루션단계(S210)에서는 이미지 변환부(100)에서 시계열 데이터로 3개의 채널(센서값)를 이미지 형태로 변환하여 깊이별 콘볼루션모듈(210)로 입력되게 되는데, 깊이별 콘볼루션모듈(210)에서는 예를 들어, 3종류의 필터를 3개의 채널(센서값) 각각에 채널별 콘볼루션을 수행하여 9개의 특징맵을 추출할 수 있다.

[0137] 한편, 추출된 9개의 특징맵은 각각 채널별 맥스풀링모듈(220)에서 채널별 맥스풀링을 수행하여 9개의 이미지를 출력하고 특징별 평균풀링모듈(230)에서 채널별 평균풀링을 수행하여 9개의 이미지를 출력한다.

[0138] 한편, 채널별 맥스풀링모듈(220)의 출력은 특징별 평균풀링모듈(230)에서 특징별 평균풀링을 수행하여 3개의 이미지를 출력하고, 이와 마찬가지로 채널별 평균풀링모듈(240)의 출력은 특징별 평균풀링모듈(250)에서 특징별 평균풀링을 수행하여 3개의 이미지를 출력한다.

[0139] 이때, 채널별 맥스풀링모듈(220)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(230)의 3개의 이미지 출력과, 채널별 평균풀링모듈(240)에 연결된 특징별 평균풀링모듈(250)의 3개의 이미지 출력은 요소별 합산모듈(260)에서 각각 요소별 합산을 수행하여 3개의 데이터를 출력한다.

[0140] 요소별 합산모듈(260)에서 출력된 3개의 데이터는, 시그모이드 활성화모듈(270)에서 시그모이드 활성화 함수를 토대로 변수중요도값을 각각 산출하고 이를 채널별 비교함으로써, 클래스별 상대중요도를 알 수 있다.

[0141] 이상과 같은 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법은 인공지능 모델의 가장 초기부분에 적용되어 사용될 수 있으며, 이를 통해 초기단계 해석가능성(Early Stage Interpretability)과 테스트 시간 해석 가능성(Test-time Interpretability)을 유지할 수 있다.

[0142] 즉, 이러한 경우 변수 중요도가 네트워크의 전반부에서 계산되기 때문에 초기단계 해석가능성이 유지되고, 네트워크의 후반부로 인한 영향을 덜 받게 된다. 또한, 데이터를 평가하거나 예측할 때는 전체 모듈이 필요 없고 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법으로 변수중요도를 측정하는데 사용할 수 있어, 시간과 메모리 측면에서 효율적인 장점이 있다.

[0144] 도 9는 도 7의 손실함수 계산단계(S300)를 상세히 나타낸 순서도이다.

[0145] 도 9에서 알 수 있는 바와 같이, 본 발명의 손실함수 계산단계(S300)는 클래스 프로토타입 계산모듈(310)에서 변수중요도 추출부(200)의 출력을 클래스 프로토타입을 계산하는 클래스 프로토타입 계산단계(S310), 정렬모듈(320)에서 클래스 프로토타입 계산모듈(310)의 출력을 열(row)로 정렬하는 정렬단계(S320), QR 분해모듈(330)에서 정렬모듈(320)의 출력에 대해 QR분해를 수행하는 QR 분해단계(S330), 및 QR손실함수 계산모듈(340)에서 QR 분해모듈(330)의 출력을 토대로 손실함수를 계산하여 최적화(최소화)하는 과정에서 변수간의 직교성을 만드는 QR손실함수 계산단계(S340)를 포함한다.

[0146] 여기서, 클래스 프로토타입 계산단계(S310)는 각 클래스별로 변수중요도 추출부(200)의 출력을 모아서 클래스별 평균값을 구성하는 것으로서, 상술한 [수학식 1]로 나타낼 수 있다.

[0147] 한편, 본 실시예에서는 클래스 프로토타입 계산단계(S310)는 각 클래스별로 변수중요도 추출부(200)의 출력을 모아서 클래스별 평균값을 구성하나, 본 발명은 반드시 이에 한정될 필요는 없으며 변수중요도값을 산출하는 알고리즘의 출력을 모아서 클래스별 평균값을 구성하여도 무방하다.

[0148] 또한, 정렬단계(S320)는 클래스별 평균값을 열(row)로 정렬하는 것으로서, 상술한 [수학식 2]로 나타낼 수 있다.

[0149] 한편, QR 분해단계(S330)는 정렬된 클래스별 평균값을 QR 분해하는 것으로서, 상술한 [수학식 3]으로 나타낼 수 있다.

[0150] 또한, QR손실함수 계산단계(S340)는 QR 분해 후 나온 R행렬에서 상단 대각선 항(upper diagonal term) 들을 손실 함수로 부여하는 것으로서, 상술한 [수학식 4]로 나타낼 수 있다.

[0151] 이와 같은 본 발명에 의한 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 방법은, QR손실함수 계산모듈(340)의 출력에 있어서 해당 손실함수를 교차 엔트로피(cross-entropy) 손실과 같이 적용하면 변수중요도의 순서가 좀더 일관성을 보이는 장점이 있으며, 또한 단순히 동일 모델 안에서 비슷하게 나오는 것뿐만 아니라 모델간의 순위에 있어서도 일관되게 나오는 장점이 있다.

[0153] 이상과 같이 본 발명에 따른 다변량 시계열 데이터의 이미지 변환 기반 변수간의 직교성을 유지하는 손실함수 추출 장치 및 방법은 다변량 시계열 데이터를 이미지로 분석하여 어느 변수가 중요한 지 특징을 추출할 수 있는 장점이 있으며, 복합 센서를 이용한 반복적인 다변량 시계열 데이터에 대해 다양한 패턴을 추출하여 어떠한 행동을 하고 있는지 분류를 수행하고 직교 특성의 손실함수를 산출하여 변수간의 직교특성을 유지하게 됨으로써 변수에 대한 중요도 해석이 용이해질 수 있는 장점이 있다.

[0155] 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 소프트웨어로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식들로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 발명의

범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.

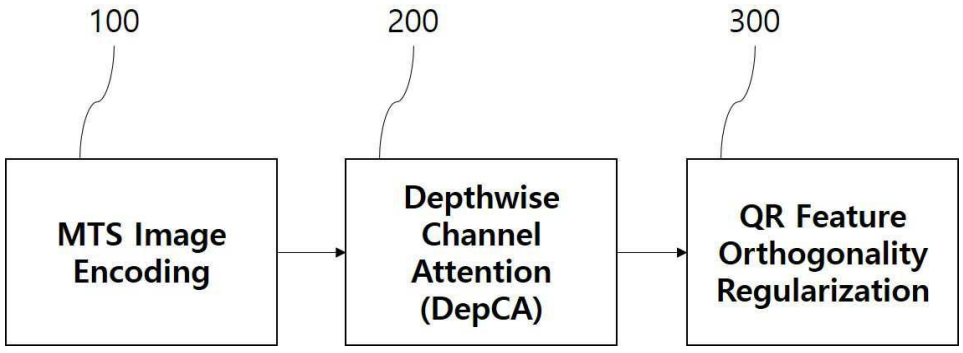
[0156] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 제조 물품은 임의의 컴퓨터-판독가능 저장장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 저장매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능한 매체를 포함한다.

[0157] 제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인 접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본 발명의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.

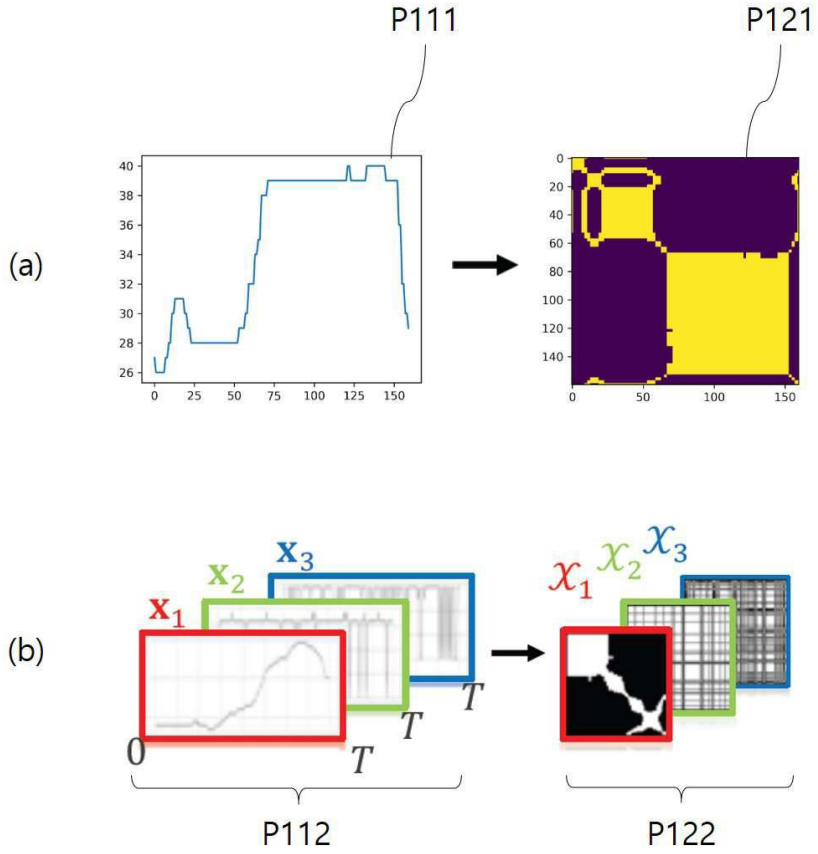
[0158] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 발명의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

도면

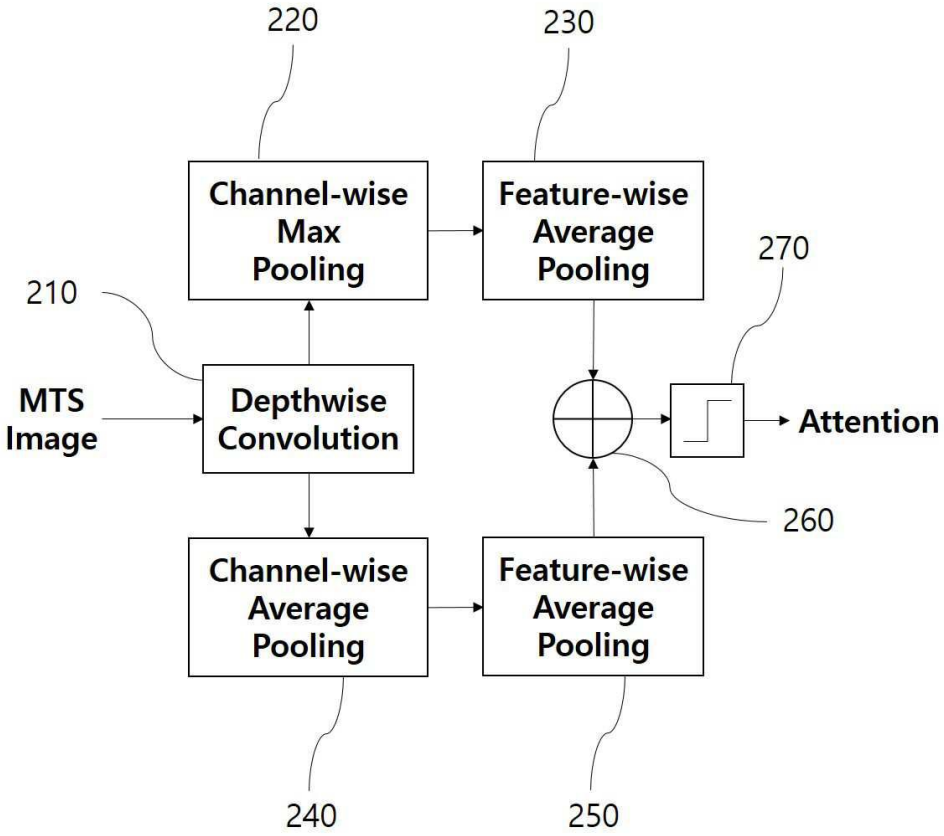
도면1



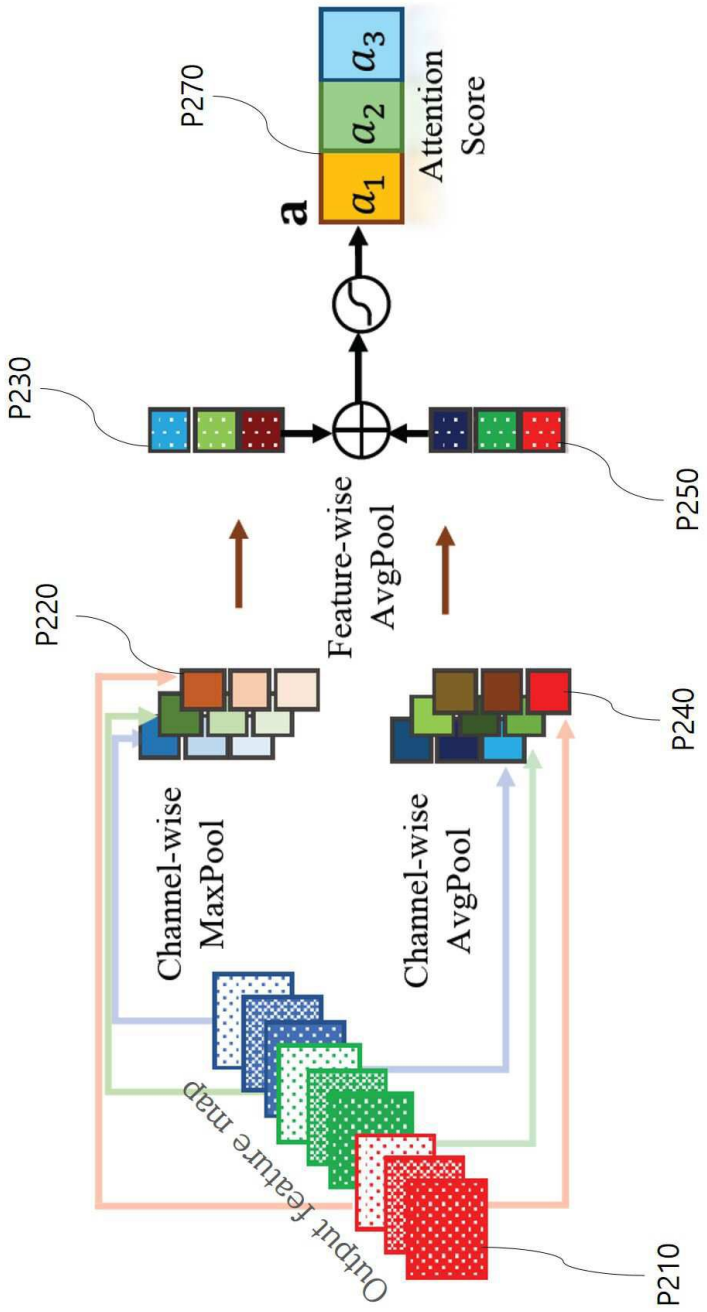
도면2



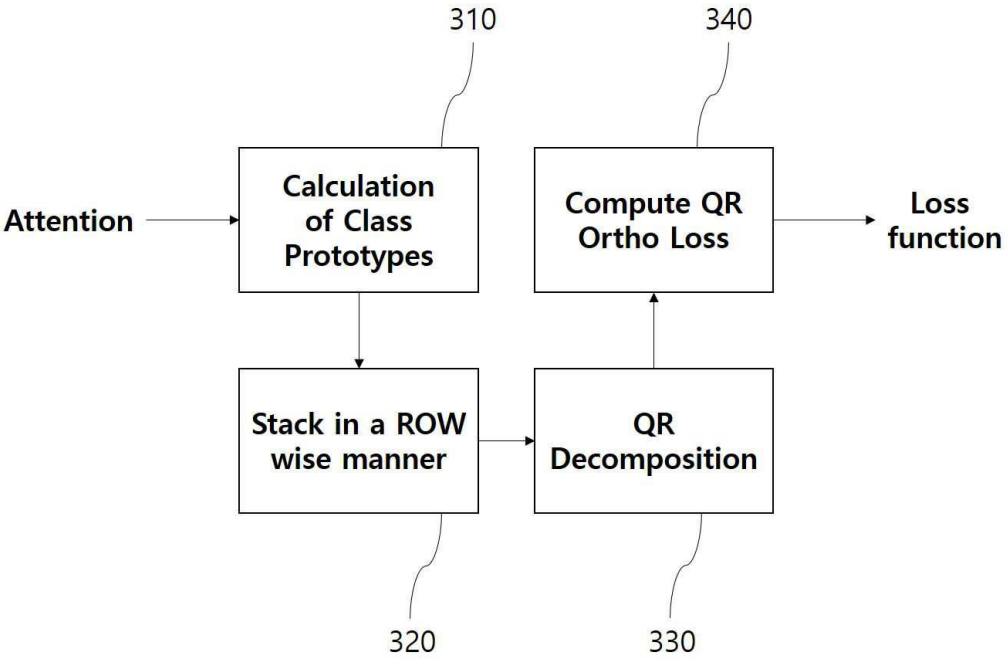
도면3


220
230
Channel-wise Max Pooling
Feature-wise Average Pooling
270
210
MTS Image
Depthwise Convolution
Attention
260
Channel-wise Average Pooling
Feature-wise Average Pooling
240
250

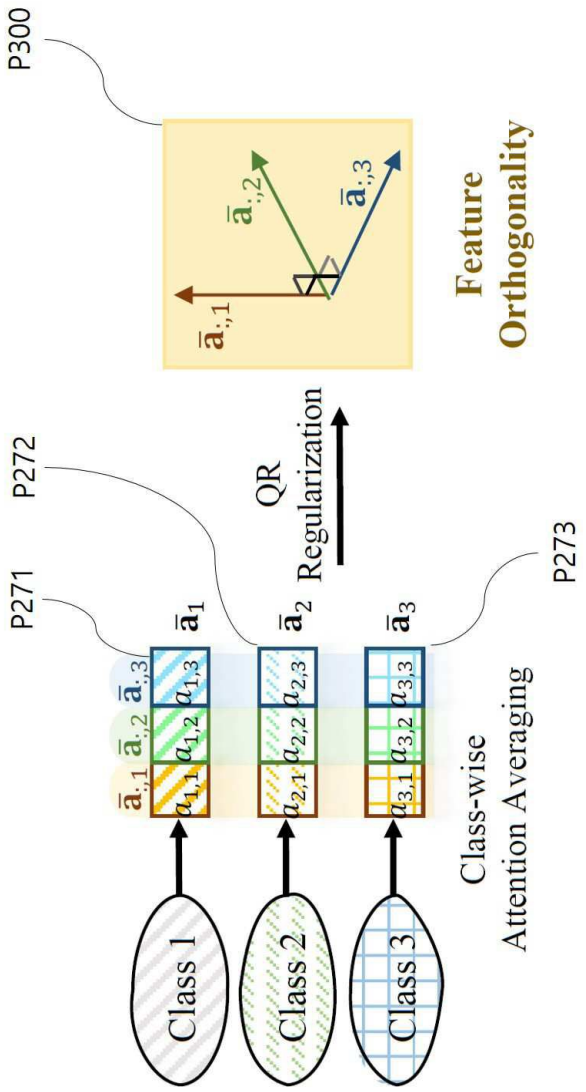
도면4


P270
a
a_3
a_2
a_1
Attention Score
P230
P250
Feature-wise AvgPool
P220
P240
Channel-wise MaxPool
Channel-wise AvgPool
Output feature map
P210

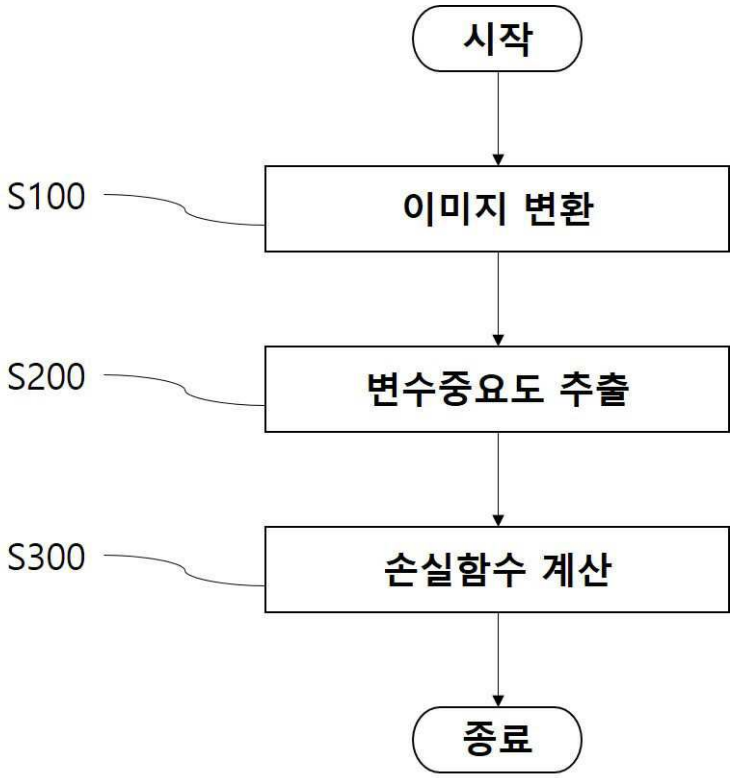
도면5


310
340
Attention
Calculation of Class Prototypes
Compute QR Ortho Loss
Loss function
Stack in a ROW wise manner
QR Decomposition
320
330

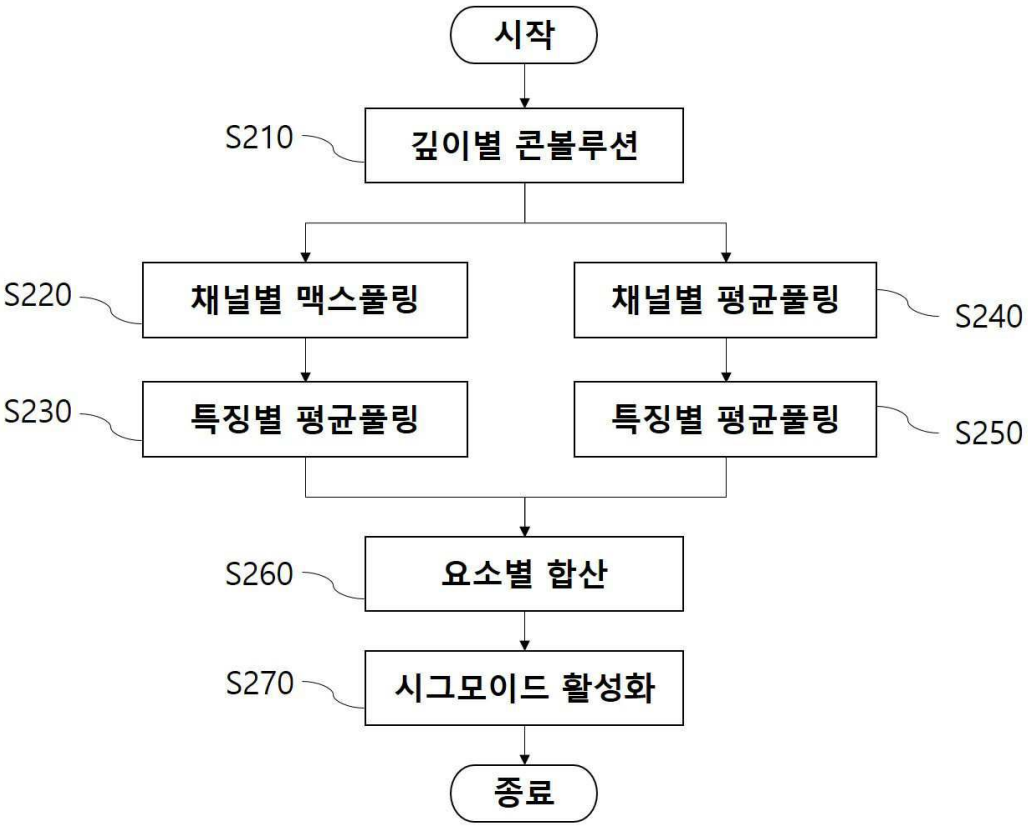
도면6


P300
Feature Orthogonality
P272
QR Regularization
P271
P273
Class-wise Attention Averaging
Class 1
Class 2
Class 3

도면7


시작
S100
이미지 변환
S200
변수중요도 추출
S300
손실함수 계산
종료

도면8


시작
S210
깊이별 콘볼루션
S220
채널별 맥스풀링
S230
특징별 평균풀링
채널별 평균풀링
S240
특징별 평균풀링
S250
S260
요소별 합산
S270
시그모이드 활성화
종료

도면9

