



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0068069
(43) 공개일자 2020년06월15일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 40/02 (2012.01) G06N 99/00 (2019.01)
G06Q 10/04 (2012.01) G06Q 10/06 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 40/025 (2013.01)
G06N 20/00 (2019.01)
(21) 출원번호 10-2018-0148511
(22) 출원일자 2018년11월27일
심사청구일자 2018년11월27일

(71) 출원인
공주대학교 산학협력단
충청남도 공주시 공주대학로 56 (신관동)
(72) 발명자
최대선
대전광역시 서구 청사로 70 누리아파트 108-1101
박소희
충청남도 천안시 서북구 송기길 10, 부일주택 나
동 101호
(74) 대리인
특허법인아주

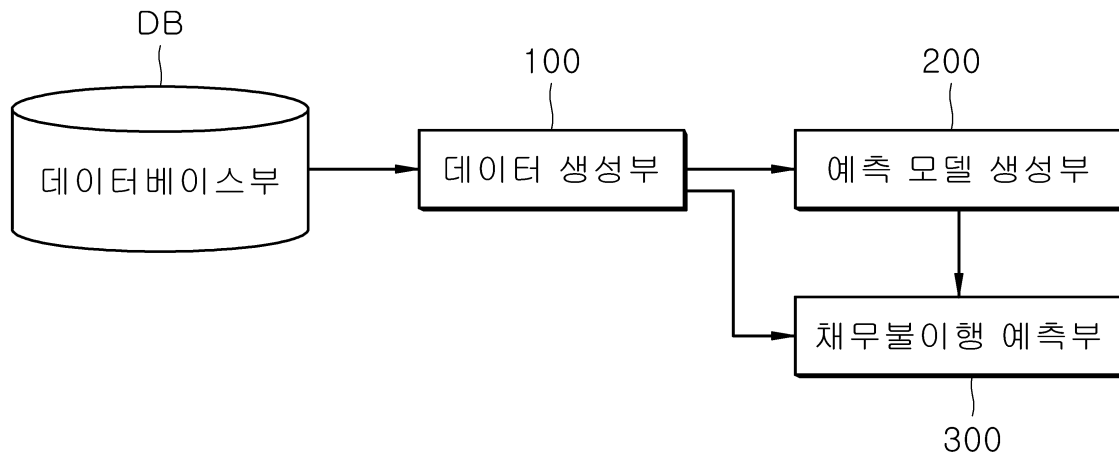
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치 및 방법에 관한 것으로서, 현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성하는 데이터 생성부, 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 현재 시점 이후 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성하는 예측 모델 생성부, 및 예측 모델 생성부에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 현재 시점 이후 채무자의 채무불이행을 예측하는 채무불이행 예측부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06Q 10/04 (2013.01)

G06Q 10/0637 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711065840

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보보호핵심원천기술개발(R&D)

연구과제명 핀테크 서비스 금융사기 방지를 위한 비대면본인확인 및 이상 거래 필터링 기술

기 여 율 1/2

주관기관 공주대학교 산학협력단

연구기간 2016.04.01 ~ 2020.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711065966

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 기초연구실지원사업

연구과제명 핀테크 서비스를 위한 금융보안 핵심기술 개발

기 여 율 1/2

주관기관 공주대학교 산학협력단

연구기간 2016.06.01 ~ 2019.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성하는 데이터 생성부;

상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성하는 예측 모델 생성부; 및

상기 예측 모델 생성부에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하는 채무불이행 예측부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 데이터 생성부는, 상기 과거의 설정 기간에 대한 상기 채무 이력 정보를 월 별로 시계열화하여 상기 시계열 학습 데이터를 생성하되,

상기 채무 이력 정보는, 상기 채무자의 인구통계정보, 해당 월의 대출정보 및 해당 월의 연체정보를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 기계 학습 모델은, 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network)에 따른 모델인 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 예측 모델 생성부는, 상기 시계열 학습 데이터에 포함된 상기 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 상기 기계 학습 모델에 순차적으로 입력하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 채무불이행 예측 모델을 생성하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 채무불이행 예측부는, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 상기 채무불이행 예측 모델에 입력함으로써, 상기 시계열 학습 데이터의 생성에 반영된 마지막 월의 차기 월에서의 상기 채무자의 채무불이행을 예측하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치.

청구항 6

데이터 생성부가, 현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성하는 단계;

예측 모델 생성부가, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성하는 단계; 및

채무불이행 예측부가, 상기 예측 모델 생성부에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 시계열 학습 데이터를 생성하는 단계에서, 상기 데이터 생성부는,

상기 과거의 설정 기간에 대한 상기 채무 이력 정보를 월 별로 시계열화하여 상기 시계열 학습 데이터를 생성하되,

상기 채무 이력 정보는, 상기 채무자의 인구통계정보, 해당 월의 대출정보 및 해당 월의 연체정보를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 기계 학습 모델은, 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network)에 따른 모델인 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 채무불이행 예측 모델을 생성하는 단계에서, 상기 예측 모델 생성부는,

상기 시계열 학습 데이터에 포함된 상기 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 상기 기계 학습 모델에 순차적으로 입력하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 채무불이행 예측 모델을 생성하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 채무불이행을 예측하는 단계에서, 상기 채무불이행 예측부는,

상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 상기 채무불이행 예측 모델에 입력함으로써, 상기 시계열 학습 데이터의 생성에 반영된 마지막 월의 차기 월에서의 상기 채무자의 채무불이행을 예측하는 것을 특징으로 하는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법.

발명의 설명

기술분야

[0001] 본 발명은 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 기계 학습 모델을 이용하여 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 은행과 같은 금융기관의 수익 구조는 예대마진을 통한 이자이익과 수수료 기반의 이자이익으로 구분될 수 있으며, 이러한 이자이익은 금융기관 수익의 80% 수준으로 전체 수익 중에서 상당한 부분을 차지한다. 따라서, 은행의 입장에서 손실을 최소화하기 위해서는 보다 정확하게 대출 채무자(즉, 차주)의 채무불이행을 예측하는 과정이 필수적으로 요구되고 있다.

[0003] 일반적으로 금융기관은 채무자의 채무불이행 가능성을 평가하기 위한 자체 신용 평가 시스템(Credit Scoring System)을 보유하고 있으며, 이러한 신용 평가 시스템을 기반으로 대출 신청자가 제출한 소득, 재직상태, 대출 및 연체 이력 등의 기본 정보와 개인 신용 평가 기관(Credit Bureau)이 제공하는 신용 등급을 고려하여 대출 신청자의 신용 위험, 채무 상환 능력 및 채무불이행 가능성을 평가한 후 대출 승인여부, 대출 한도 및 금리 등을 결정하게 된다. 또한, 현재 거래 중인 고객을 대상으로 일정 시점마다 향후의 채무불이행 가능성을 재평가하여 대출 연장 여부, 대출 금리 및 한도 변경 여부 등을 결정하는데 활용하고 있다.

[0004] 전술한 종래의 방식에 있어서, 채무자의 신용, 채무 상환 능력 및 채무불이행 가능성에 대한 평가는 금융기관 내에서 인위적인 심사 과정을 통해 이루어지는 한계가 있기 때문에 그 평가 결과에 대한 신뢰성이 보장될 수 없는 문제점이 존재한다. 또한, 금융기관이 채용하고 있는 신용 평가 시스템은 금융기관 별로 상이하기 때문에 그 평가 결과의 객관성도 담보되지 못하는 한계를 갖는다.

[0005] 본 발명의 배경기술은 대한민국 공개특허공보 제10-2004-0014712호(2004.02.18. 공개)에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위해 창안된 것으로서, 본 발명의 일 측면에 따른 목적은 채무자의 채무불이행 가능성에 대한 예측 결과의 신뢰성 및 객관성을 담보할 수 있는 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일 측면에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치는 현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성하는 데이터 생성부, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성하는 예측 모델 생성부, 및 상기 예측 모델 생성부에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하는 채무불이행 예측부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0008] 본 발명에 있어 상기 데이터 생성부는, 상기 과거의 설정 기간에 대한 상기 채무 이력 정보를 월 별로 시계열화하여 상기 시계열 학습 데이터를 생성하되, 상기 채무 이력 정보는, 상기 채무자의 인구통계정보와, 해당 월의 대출정보 및 해당 월의 연체정보를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0009] 본 발명에 있어 상기 기계 학습 모델은, 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network)에 따른 모델인 것을 특징으로 한다.

[0010] 본 발명에 있어 상기 예측 모델 생성부는, 상기 시계열 학습 데이터에 포함된 상기 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 상기 기계 학습 모델에 순차적으로 입력하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 채무불이행 예측 모델을 생성하는 것을 특징으로 한다.

[0011] 본 발명에 있어 상기 채무불이행 예측부는, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 상기 채무불이행 예측 모델에 입력함으로써, 상기 시계열 학습 데이터의 생성에 반영된 마지막 월의 자기 월에서의 상기

채무자의 채무불이행을 예측하는 것을 특징으로 한다.

- [0012] 본 발명의 일 측면에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법은 데이터 생성부가, 현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성하는 단계, 예측 모델 생성부가, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 상기 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성하는 단계, 및 채무불이행 예측부가, 상기 예측 모델 생성부에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 상기 데이터 생성부에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 상기 현재 시점 이후 상기 채무자의 채무불이행을 예측하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0013] 본 발명의 일 측면에 따르면, 본 발명은 채무자의 채무 이력 정보가 반영된 소정의 시계열 데이터를 기반으로 기계 학습 모델을 학습하고, 그 학습을 통해 생성되는 채무불이행 예측 모델을 이용하여 채무자의 채무 불이행을 예측함으로써, 채무불이행에 대한 인위적인 평가로 인해 야기되는 신뢰성 저하 문제를 제거함과 동시에 그 예측 결과의 객관성을 보장할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0014] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치를 설명하기 위한 블록구성도이다.
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치에서 시계열 학습 데이터를 보인 예시도이다.
 도 3 및 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치에서 기계 학습 모델로 적용될 수 있는 RNN의 구조를 보인 예시도이다.
 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0015] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치 및 방법의 실시예를 설명한다. 이 과정에서 도면에 도시된 선들의 두께나 구성요소의 크기 등은 설명의 명료성과 편의상 과장되게 도시되어 있을 수 있다. 또한, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 이러한 용어들에 대한 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.
- [0016] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치를 설명하기 위한 블록구성도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치에서 시계열 학습 데이터를 보인 예시도이며, 도 3 및 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치에서 기계 학습 모델로 적용될 수 있는 RNN의 구조를 보인 예시도이다.
- [0017] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 장치는 데이터베이스부(DB), 데이터 생성부(100), 예측 모델 생성부(200) 및 채무불이행 예측부(300)를 포함할 수 있다.
- [0018] 데이터베이스부(DB)에는 채무자의 채무 이력 정보가 저장되어 있을 수 있다. 여기서, 채무 이력 정보는 채무자의 인구통계정보, 해당 월에서의 대출정보, 및 해당 월에서의 연체정보를 포함할 수 있다. 또한, 데이터베이스부(DB)에는 상기한 채무 이력 정보와 함께, 채무자의 수입정보, 재산정보, 신용정보 및 부양가족정보를 포함하는 금융정보가 저장되어 있을 수 있다. 데이터베이스부(DB)에 저장된 정보 중 채무 이력 정보는 후술하는 것과 같이 데이터 생성부(100)에 의한 시계열 학습 데이터의 생성에 사용될 수 있다.
- [0019] 데이터 생성부(100)는 현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 데이터베이스부(DB)로부터 추출하고, 추출된 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성할 수 있다. 여기서, 과거의 설정 기간이라 함은 현재 시점으로부터 과거로 역산되는 기간으로 설계자가 설정한 기간을 의미한다(예: 6개월)
- [0020] 전술한 것과 같이 채무 이력 정보는 채무자의 인구통계정보와, 해당 월의 대출정보 및 해당 월의 연체정보를 포함할 수 있으며, 하기 표 1은 채무 이력 정보의 예시를 나타낸다.

표 1

항목	속성	
인구통계정보	나이	
	성별	남: 0
		여: 1
대출정보	해당 월의 보유 대출 개수	
	해당 월의 업권 코드 별 개수	
	해당 월의 대출 상품 별 개수	
	마지막 대출 월로부터 경과 일수	
	해당 월의 대출 잔액의 평균	
	전 달 대비 대출 평균 잔액 증가량	
연체정보	채무불이행 여부	정상: 0
		채무불이행: 1

데이터 생성부(100)는 과거의 설정 기간에 대한 채무 이력 정보를 월 별로 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 설정 기간이 6개월로 설정된 경우를 가정하면, 데이터 생성부(100)는 표 1과 같은 6개의 채무 이력 정보에 각각 해당 월에 따른 timestep을 추가하는 방식으로 각 채무 이력 정보를 월 별로 시계열화함으로써 시계열 학습 데이터를 생성할 수 있다(즉, 시계열 학습 데이터는 6개의 채무 이력 정보의 세트(set)를 의미한다). 이 경우, 표 1의 성별 및 채무불이행 여부와 같은 명목형 데이터는 Label Encoder를 통해 바이너리 형식의 데이터로 변환될 수 있다. 도 2는 데이터베이스부(DB)로부터 추출된 6개의 채무 이력 정보가 시계열화되어 시계열 학습 데이터가 생성된 후, 후술하는 기계 학습 모델에 적용되는 예시를 도시하고 있다. 예측 모델 생성부(200)는 데이터 생성부(100)에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 현재 시점 이후 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성할 수 있다. 여기서, 채무불이행 예측 모델을 생성하기 위해 사용되는 기계 학습 모델로서 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network)에 따른 모델이 채용될 수 있다.

도 3 및 도 4는 순환 신경망의 구조를 도시하고 있다. 도 3 및 도 4를 참조하여 순환 신경망의 구조에 대하여 개괄적으로 설명하면, X_t , h_t , O_t 는 각각 시점 t 에서의 입력값, 출력값, 히든 스테이트(hidden state)를 의미하며, h_t 및 O_t 는 하기 수학적 식 1에 따른다.

수학적 식 1

$$h_t = \tanh(Ux_t + Wh_{t-1})$$

$$O_t = \text{softmax}(Vh_t)$$

도 3의 U 는 입력값을 히든 스테이트로 보내는 파라미터, V 는 이전 히든 스테이트에서 다음 히든 스테이트로 보내는 파라미터, W 는 히든 스테이트에서 출력값으로 보내는 파라미터를 의미하며, 모든 시점(timestep)에서 파라미터는 공유된다. 자세히는, 시점 t 일 때 t 에서의 정보와 $t-1$ 시점의 히든 스테이트의 출력값이 결합하여 t 의 히든 스테이트의 출력값이 되고, 이것이 $t+1$ 시점에 영향을 주는 과정이 반복되면서 U , V , W 에 대한 학습이 진행된다. 학습 시 BPTT(BackPropagatio Through Time) 알고리즘이 적용될 수 있으며, 파라미터(U , V , W)에 대한 오차의 그레디언트(gradient)를 역전파함으로써 파라미터(U , V , W)가 업데이트된다.

진술한 RNN에 따른 기계 학습 모델을 기반으로, 예측 모델 생성부(200)는 시계열 학습 데이터에 포함된 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 기계 학습 모델에 순차적으로 입력하여 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 채무불이행 예측 모델을 생성할 수 있다. 이에 따라, 예측 모델 생성부(200)는 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 순차적으로 입력받아 파라미터에 대한 학습을 수행하고 완료함으로써 채무불이행 예측 모델을 생성할 수 있다.

채무불이행 예측부(300)는 예측 모델 생성부(200)에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 데이터 생성부(100)

에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 현재 시점 이후 채무자의 채무불이행을 예측할 수 있다.

- [0028] 구체적으로는, 채무불이행 예측부(300)는 데이터 생성부(100)에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 채무불이행 예측 모델에 입력함으로써, 시계열 학습 데이터의 생성에 반영된 마지막 월의 차기 월에서의 채무자의 채무불이행을 예측할 수 있다. 예를 들어, 시계열 학습 데이터에 포함된 채무 이력 정보가 1월 내지 6월에 해당하는 채무 이력 정보인 경우, 채무불이행 예측부(300)는 1월 내지 6월에 대한 각 채무 이력 정보를 채무불이행 예측 모델에 입력함으로써 7월에 대한 채무자의 채무불이행을 예측할 수 있다.
- [0029] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0030] 도 5를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 기반의 채무불이행 예측 방법을 설명하면, 먼저 데이터 생성부(100)는 현재 시점을 기준으로 과거의 설정 기간에 대한 채무자의 채무 이력 정보를 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성한다(S100). 전술한 것과 같이 채무자의 채무 이력 정보는 채무자의 인구통계정보, 해당 월의 대출정보 및 해당 월의 연체정보를 포함할 수 있으며, 이에 따라 S100 단계에서 데이터 생성부(100)는 과거의 설정 기간에 대한 채무 이력 정보를 월 별로 시계열화하여 시계열 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0031] 이어서, 예측 모델 생성부(200)는 데이터 생성부(100)에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 미리 정의된 기계 학습 모델에 적용하여 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 현재 시점 이후 채무자의 채무불이행을 예측하기 위한 채무불이행 예측 모델을 생성한다(S200). S200 단계에서 사용되는 기계 학습 모델로서 순환 신경망에 따른 모델이 채용될 수 있다. 이에 따라, S200 단계에서 예측 모델 생성부(200)는 시계열 학습 데이터에 포함된 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 기계 학습 모델에 순차적으로 입력하여 기계 학습 모델에 대한 학습을 수행함으로써 채무불이행 예측 모델을 생성할 수 있다.
- [0032] 이어서, 채무불이행 예측부(300)는 예측 모델 생성부(200)에 의해 생성된 채무불이행 예측 모델에, 데이터 생성부(100)에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 입력하여 현재 시점 이후 채무자의 채무불이행을 예측한다(S300). S300 단계에서, 채무불이행 예측부(300)는 데이터 생성부(100)에 의해 생성된 시계열 학습 데이터를 채무불이행 예측 모델에 입력함으로써, 시계열 학습 데이터의 생성에 반영된 마지막 월의 차기 월에서의 채무자의 채무불이행을 예측할 수 있다.
- [0033] 한편, S100 단계 내지 S300 단계는 연속적으로 수행되는 시계열적 구성으로 구현될 수도 있고, S100 단계 및 S200 단계를 통해 채무불이행 예측 모델을 생성한 후, 차후 S100 단계를 통해 채무자의 월 별 채무 이력 정보를 추출하고 S300 단계를 수행함으로써 채무자의 채무불이행을 예측하는 시계열적 구성으로 구현될 수도 있다.
- [0034] 이와 같이 본 실시예는 채무자의 채무 이력 정보가 반영된 소정의 시계열 데이터를 기반으로 기계 학습 모델을 학습하고, 그 학습을 통해 생성되는 채무불이행 예측 모델을 이용하여 채무자의 채무 불이행을 예측함으로써, 채무불이행에 대한 인위적인 평가로 인해 야기되는 신뢰성 저하 문제를 제거함과 동시에 그 예측 결과의 객관성을 보장할 수 있다.
- [0035] 본 명세서에서 설명된 구현은, 예컨대, 방법 또는 프로세스, 장치, 소프트웨어 프로그램, 데이터 스트림 또는 신호로 구현될 수 있다. 단일 형태의 구현의 맥락에서만 논의(예컨대, 방법으로서만 논의)되었더라도, 논의된 특징의 구현은 또한 다른 형태(예컨대, 장치 또는 프로그램)로도 구현될 수 있다. 장치는 적절한 하드웨어, 소프트웨어 및 펌웨어 등으로 구현될 수 있다. 방법은, 예컨대, 컴퓨터, 마이크로프로세서, 집적 회로 또는 프로그래밍가능한 로직 디바이스 등을 포함하는 프로세싱 디바이스를 일반적으로 지칭하는 프로세서 등과 같은 장치에서 구현될 수 있다. 프로세서는 또한 최종-사용자 사이에 정보의 통신을 용이하게 하는 컴퓨터, 셀 폰, 휴대용/개인용 정보 단말기(personal digital assistant: "PDA") 및 다른 디바이스 등과 같은 통신 디바이스를 포함한다.
- [0036] 이상으로 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 하여 설명되었으나, 이는 예시적인 것에 불과하며, 당해 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서 본 발명의 기술적 보호범위는 아래의 특허청구범위에 의해서 정하여져야 할 것이다.

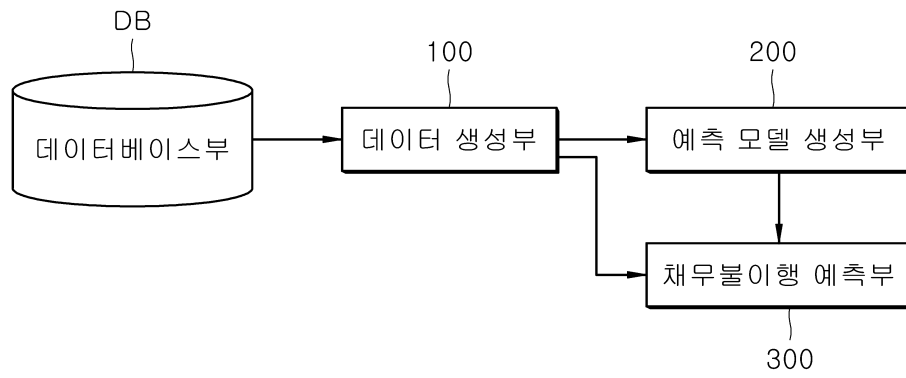
부호의 설명

- [0037] DB: 데이터베이스부
100: 데이터 생성부
200: 예측 모델 생성부

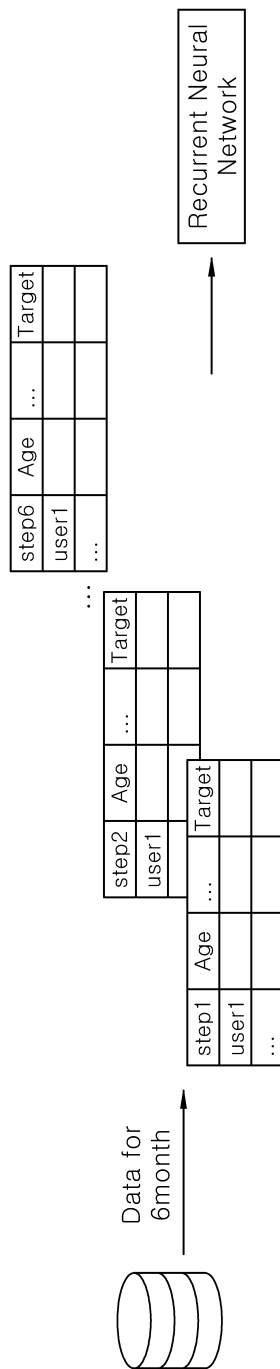
300: 채무불이행 예측부

도면

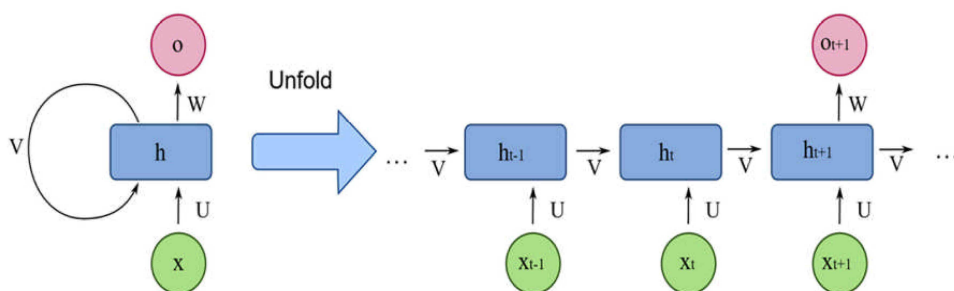
도면1



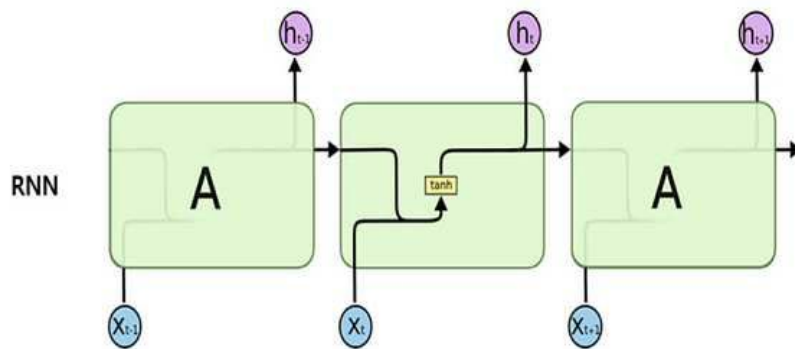
도면2



도면3



도면4



도면5

