



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0139603
(43) 공개일자 2020년12월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 40/02 (2012.01) G06N 3/08 (2006.01)
G06Q 10/04 (2012.01) G06Q 40/04 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 40/025 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0082440
(22) 출원일자 2019년07월09일
심사청구일자 2019년07월09일
(30) 우선권주장
1020190065563 2019년06월03일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김동주
서울특별시 강남구 압구정로 201, 82동 1106호(압구정동, 현대아파트)
이승보
서울특별시 성북구 인촌로27길 40-4 302호 (안암동5가)
이학진
서울특별시 송파구 송이로19길 12-3, 103동 805호(가락동, 가락3차쌍용스윗닷홈)
(74) 대리인
윤귀상

전체 청구항 수 : 총 11 항

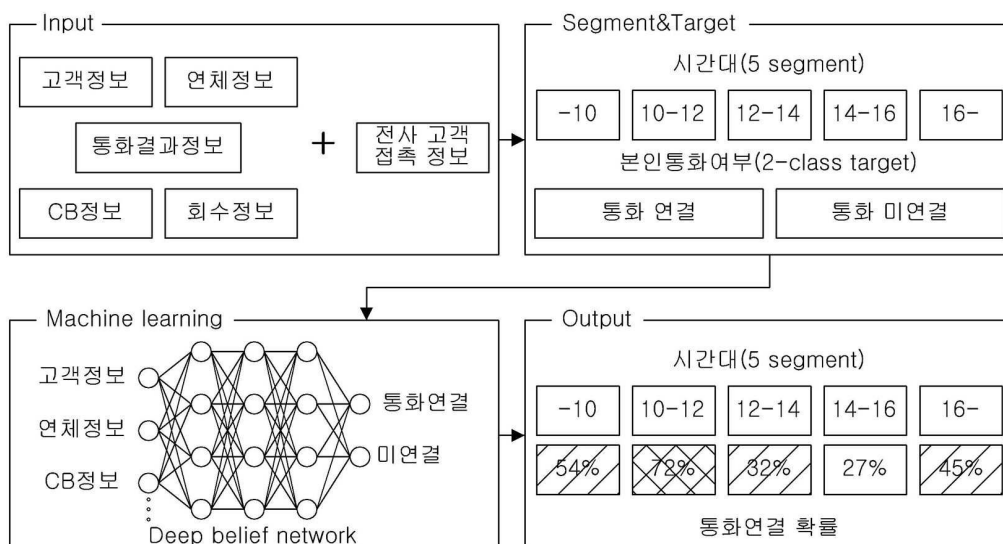
(54) 발명의 명칭 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법, 이를 수행하기 위한 기록매체 및 장치

(57) 요약

연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법, 이를 수행하기 위한 기록 매체 및 장치가 개시된다.

연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법은 채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계, 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계, 상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 단계 및 상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 복수의 세그먼트 중 상기 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06Q 10/04 (2013.01)

G06Q 40/04 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계;

고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계;

상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 단계; 및

상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 복수의 세그먼트 중 상기 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출하는 단계를 포함하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계는,

상기 연체 고객의 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 중 적어도 하나를 포함하는 상기 전사 접촉 정보를 획득하는 단계를 포함하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계는,

상기 연체 고객의 신상 정보, 연체 정보, 회수 정보, 통화 연결 결과 정보 및 신용도 정보를 상기 입력 정보로 획득하는 단계를 포함하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계는,

기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 분석하여 상기 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계를 포함하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 단계는,

심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network)을 이용하여 상기 딥러닝 모델을 구축하는 단계를 포함하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법.

청구항 6

제1항 내지 제5항 중 어느 하나의 항에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법을 수행하기 위한, 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체.

청구항 7

채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 입력 정보

수집부;

고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 세그먼트 정의부;

상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 딥러닝 모델 학습부; 및

상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 복수의 세그먼트 중 상기 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출하는 접촉 시간대 예측부를 포함하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 입력 정보 수집부는,

상기 연체 고객의 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 중 적어도 하나를 포함하는 상기 전사 접촉 정보를 획득하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 입력 정보 수집부는,

상기 연체 고객의 신상 정보, 연체 정보, 회수 정보, 통화 연결 결과 정보 및 신용도 정보를 상기 입력 정보로 획득하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 세그먼트 정의부는,

기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 분석하여 상기 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치.

청구항 11

제7항에 있어서,

상기 딥러닝 모델 학습부는,

심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network)을 이용하여 상기 딥러닝 모델을 구축하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법, 이를 수행하기 위한 기록매체 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 딥러닝 모델을 이용하여 연체 고객의 접촉 응답 확률이 높은 시간대를 예측하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법, 이를 수행하기 위한 기록매체 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 종래의 채권 회수를 위한 연체 고객 접촉 최적 시간대 예측은 상담원의 정성적 분류를 통해 구성되는 행동 패턴 정형화 그룹을 통해 이루어져왔다. 종래에는 접촉 횟수에 제약이 없었기 때문에, 단일 최적 접촉 시간대에 상담원이 집중적으로 연체 고객과 접촉을 시도하여 행동 패턴을 정성적으로 분류하였고, 유사한 행동 패턴을 보이는 것으로 구분되는 연체 고객은 같은 그룹으로 분류하여 같은 시간대를 최적의 접촉 시간으로 간주하였다.

[0003] 이러한 종래의 방식은 고객의 행동 패턴이 정형화되기 전까지 집중적으로 접촉을 시도해야 한다는 점에서 많은 노동력을 필요로 하며, 상담원의 정성적인 분류에 의존하기 때문에 내재적-외재적 관찰자 간 변동성(Inter-

intra observer variability) 문제가 존재한다는 한계가 있다.

- [0004] 또한 2016년도 금융감독원이 개정한 채권추심업무 가이드라인에 따르면 일별 독촉 횟수를 2회로 감소함에 따라, 행동 패턴 정형화를 위한 고객 데이터 확보에 어려움이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0005] 본 발명의 일측면은 연체 고객의 전사 접촉 정보를 포함한 입력 정보를 획득하여 딥러닝 신경망을 구축하고, 딥러닝 신경망을 통해 시간대 별 통화 연결 확률을 산출하여 고객 접촉 최적 시간대를 예측하는 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법, 이를 수행하기 위한 기록매체 및 장치를 제공한다.
- [0006] 본 발명의 기술적 과제는 이상에서 언급한 기술적 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0007] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법은 채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계, 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계, 상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 단계 및 상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 복수의 세그먼트 중 상기 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출하는 단계를 포함한다.
- [0008] 한편, 채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계는, 상기 연체 고객의 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 중 적어도 하나를 포함하는 상기 전사 접촉 정보를 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0009] 또한, 채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 단계는, 상기 연체 고객의 신상 정보, 연체 정보, 회수 정보, 통화 연결 결과 정보 및 신용도 정보를 상기 입력 정보로 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0010] 또한, 상기 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계는, 기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 분석하여 상기 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 또한, 상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 단계는, 심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network)을 이용하여 상기 딥러닝 모델을 구축하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 또한, 상기 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법을 수행하기 위한, 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체일 수 있다.
- [0013] 한편, 본 발명의 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치는 채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득하는 입력 정보 수집부, 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의하는 세그먼트 정의부, 상기 복수의 세그먼트 별로 상기 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 상기 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축하는 딥러닝 모델 학습부 및 상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 복수의 세그먼트 중 상기 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출하는 접촉 시간대 예측부를 포함한다.
- [0014] 한편, 상기 입력 정보 수집부는, 상기 연체 고객의 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 중 적어도 하나를 포함하는 상기 전사 접촉 정보를 획득할 수 있다.
- [0015] 또한, 상기 입력 정보 수집부는, 상기 연체 고객의 신상 정보, 연체 정보, 회수 정보, 통화 연결 결과 정보 및 신용도 정보를 상기 입력 정보로 획득할 수 있다.
- [0016] 또한, 상기 세그먼트 정의부는, 기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 분석하여 상기 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의할 수 있다.
- [0017] 또한, 상기 딥러닝 모델 학습부는, 심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network)을 이용하여 상기 딥러닝 모델

을 구축할 수 있다.

발명의 효과

[0018] 본 발명에 따르면 실제 고객이 반응하는 시간대를 예측함으로써 접촉 전략의 효율성을 증대시키고, 고객 접촉 시도에 필요한 노동력 및 비용 절감의 효과를 기대할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치에서의 접촉 시간대 예측 방법을 개략적으로 보여주는 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치의 제어 블록도이다.

도 3은 도 2에 도시된 세그먼트 정의부에서 정의한 복수의 세그먼트의 일 예를 보여주는 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법의 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 후술하는 본 발명에 대한 상세한 설명은, 본 발명이 실시될 수 있는 특정 실시예를 예시로서 도시하는 첨부 도면을 참조한다. 이들 실시예는 당업자가 본 발명을 실시할 수 있기에 충분하도록 상세히 설명된다. 본 발명의 다양한 실시예는 서로 다르지만 상호 배타적일 필요는 없음이 이해되어야 한다. 예를 들어, 여기에 기재되어 있는 특정 형상, 구조 및 특성은 일 실시예와 관련하여 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 다른 실시예로 구현될 수 있다. 또한, 각각의 개시된 실시예 내의 개별 구성요소의 위치 또는 배치는 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 변경될 수 있음이 이해되어야 한다. 따라서, 후술하는 상세한 설명은 한정적인 의미로서 취하려는 것이 아니며, 본 발명의 범위는, 적절하게 설명된다면, 그 청구항들이 주장하는 것과 균등한 모든 범위와 더불어 첨부된 청구항에 의해서만 한정된다. 도면에서 유사한 참조부호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 기능을 지칭한다.

[0021] 이하, 도면들을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 보다 상세하게 설명하기로 한다.

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치에서의 접촉 시간대 예측 방법을 개략적으로 보여주는 도면이다.

[0024] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 시간대 별로 연체 고객의 통화 연결 확률을 산출할 수 있으며, 통화 연결 확률이 가장 높은 시간대를 연체 고객의 접촉 시간대로 예측할 수 있다.

[0025] 구체적으로는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 고객 신상 정보, 연체 정보, 통화 결과 정보, 신용도 정보, 회수 정보 등에 더하여 전사 접촉 정보를 입력 정보로 획득할 수 있다. 여기서 고객 신상 정보, 연체 정보, 통화 결과 정보, 신용도 정보, 회수 정보 등은 종래에 연체 고객의 접촉 시간대 예측에 이용되는 정보에 해당한다. 다만 전사 접촉 정보는 연체 고객의 접촉 응답 선호 패턴을 반영할 수 있는 정보로, 단기 센터 콜 이력, 인바운드 콜 이력, 가상계좌 입금정보, 마케팅 O/B 정보 등으로부터 획득할 수 있으며, 일례로, 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 등을 포함할 수 있다.

[0026] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트(Segment)를 정의하고, 고객 통화 연결 여부를 타겟(target)으로 설정할 수 있다.

[0027] 예를 들면, 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 10시 이전, 10시-12시, 12시-14시, 14시-16시 및 16시 이후의 총 5 개의 세그먼트를 정의할 수 있으며, 통화 연결 및 통화 미연결의 총 2개의 타겟을 설정할 수 있다.

[0028] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 고객의 통화 연결 여부, 즉, 통화 연결 또는 미연결을 타겟으로 하고, 복수의 세그먼트 별로 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축할 수 있다. 일례로 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 딥러닝 모델로 심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network) 모델을 채택할 수 있다.

- [0029] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 딥러닝 모델을 이용하여 고객 접촉 가능 시간대 중 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 시간대를 추출할 수 있다.
- [0030] 예를 들면, 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 5 개의 세그먼트 별로 연체 고객의 통화 연결 확률을 산출할 수 있으며, 그 확률이 가장 높은(72%) 세그먼트에 해당하는 시간대(10시-12시)를 연체 고객의 접촉 시간대로 예측할 수 있다.
- [0031] 이와 같이 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 딥러닝 신경망을 이용하여 연체 고객의 접촉 가능성이 가장 높은 시간대를 예측하여 제공할 수 있다. 여기에서 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 딥러닝 신경망의 학습 데이터로 고객의 실제 접촉 응답 선호 패턴을 반영하는 전사 접촉 정보를 추가하여 딥러닝 신경망의 출력 데이터의 정확도를 높일 수 있다. 즉 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 시간대 별로 연체 고객의 정량적인 접촉 가능성을 판단할 수 있어 접촉 효율을 증가시키며, 나아가 접촉 시도에 필요한 노동력을 절감할 수 있을 것이다.
- [0032] 이하 도 2 이하를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치에 대하여 구체적으로 설명한다.
- [0034] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치의 제어 블록도이다.
- [0035] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 입력 정보 수집부(10), 세그먼트 정의부(30), 딥러닝 모델 학습부(50) 및 접촉 시간대 예측부(70)를 포함할 수 있다.
- [0036] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 도 2에 도시된 구성요소보다 많은 구성요소에 의해 구현될 수 있고 그보다 적은 구성요소에 의해 구현될 수도 있다.
- [0037] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 정보의 입출력이 가능한 장치로, 연체 고객의 접촉 시간대 예측을 위한 소프트웨어(애플리케이션)가 설치되어 실행될 수 있으며, 도 2에 도시된 입력 정보 수집부(10), 세그먼트 정의부(30), 딥러닝 모델 학습부(50) 및 접촉 시간대 예측부(70)는 본 발명의 일 실시예에 따른 장치(1)에서 실행되는 소프트웨어에 의해 제어될 수 있다.
- [0038] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 상술한 것처럼 딥러닝 신경망 모델을 이용하여 접촉 시간대 별 연체 고객의 접촉 가능성을 정량적으로 산출할 수 있으며, 이로부터 접촉 가능성이 가장 높은 시간대를 예측할 수 있다.
- [0039] 아울러 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 일반적으로 접촉 시간대 예측에 사용되는 데이터 외에 전사 접촉 정보를 딥러닝 신경망의 학습 데이터를 사용하여 예측 정확도를 높일 수 있다.
- [0040] 이하 도 2에 도시된 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)의 각 구성요소에 대해 구체적으로 설명한다.
- [0041] 입력 정보 수집부(10)는 딥러닝 모델에 입력할 학습 데이터인 입력 정보를 수집할 수 있다.
- [0042] 입력 정보 수집부(10)는 고객 신상 정보, 연체 정보, 통화 결과 정보, 신용도 정보, 회수 정보 및 전사 접촉 정보 등을 포함하는 고객 정보를 입력 정보로 획득할 수 있다.
- [0043] 고객 신상 정보는 연령, 지역, 대출 종류, 직업 등을 포함할 수 있다.
- [0044] 연체 정보는 연체 회차, 연체 금액, 결제일, 연체 종류, 타행 연체 정보 등을 포함할 수 있다.
- [0045] 신용도 정보는 개설 카드 정보, 대출 정보, 체불 정보 등을 포함할 수 있다.
- [0046] 회수 정보는 최근 연체 횟수, 최근 연체 금액, 최근 회수 금액 등을 포함할 수 있다.
- [0047] 통화 결과 정보는 통화 일시, 연결 여부, 본인 연결 여부, 통화 채널, 입금 약속 여부 등을 포함할 수 있다.
- [0048] 전사 접촉 정보는 연체 고객의 접촉 응답 선호 패턴을 반영할 수 있는 정보로, 단기 센터 콜 이력, 인바운드 콜 이력, 가상계좌 입금정보, 마케팅 O/B 정보 등으로부터 획득할 수 있으며, 일례로, 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 등을 포함할 수 있다. 이러한 전사 접촉 정보로부터 연체 이력이 적은 고객의 접촉 시간대 예측 또한 가능할 것이다.

- [0049] 세그먼트 정의부(30)는 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의할 수 있다.
- [0050] 세그먼트 정의부(30)는 기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 분석하여 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의할 수 있다. 이와 관련하여 도 3을 참조하여 설명한다.
- [0051] 도 3은 도 2에 도시된 세그먼트 정의부에서 정의한 복수의 세그먼트의 일 예를 보여주는 도면이다.
- [0052] 도 3을 참조하면, 고객 접촉 가능 시간대는 9시-19시로 설정될 수 있다.
- [0053] 세그먼트 정의부(30)는 고객 접촉 가능 시간대에서 기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 확인할 수 있다. 일례로, 세그먼트 정의부(30)는 1시간 단위로 통화량 및 통화 연결율을 확인할 수 있다. 세그먼트 정의부(30)는 단기 센터, 인바운드 콜 센터에서의 고객 접촉 정보를 획득하여, 1시간 단위로 통화량 및 통화 연결율을 확인할 수 있다.
- [0054] 세그먼트 정의부(30)는 통화량 및 통화 연결율이 유사한 시간대를 묶어 동일 세그먼트로 정의할 수 있다. 예를 들면, 세그먼트 정의부(30)는 10시-11시 시간대의 통화량 및 연결율 중 어느 하나와 그 이후 시간대인 11시-12시 시간대의 통화량 및 연결율 중 어느 하나의 차이가 기 설정된 값 이하인 경우, 두 시간대를 묶어 동일한 세그먼트로 정의할 수 있다.
- [0055] 이하의 설명에서 세그먼트 정의부(30)는 도 3과 같이 9시-19시의 고객 접촉 가능 시간대를 5개로 나누어 총 5개의 세그먼트(T1, T2, T3, T4, T5)를 정의한 것을 예로 들어 설명한다.
- [0056] 딥러닝 모델 학습부(50)는 세그먼트 정의부(30)에서 정의한 복수의 세그먼트 별로 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축할 수 있다. 이러한 딥러닝 모델은 연체 고객의 통화 연결 여부(연결 또는 미연결)를 타겟으로 하여 복수의 세그먼트 별로 통화 연결 확률을 출력할 수 있을 것이다.
- [0057] 예를 들면, 딥러닝 모델 학습부(50)는 T1, T2, T3, T4 및 T5의 총 5개의 딥러닝 모델을 구축할 수 있다.
- [0058] 딥러닝 모델 학습부(50)는 심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network)을 입력 정보를 학습할 딥러닝 모델로 채택할 수 있다. 심층 신뢰 신경망은 generative 딥러닝 모델로, Restricted Boltzmann Machine(RPM) 및 sigmoid belief network를 쌓아 만든 모델이다. 심층 신뢰 신경망은 pre-learning을 수행하기 때문에 실제 학습에 소요되는 시간이 짧아 다른 딥러닝 모델들에 비해 빠른 처리 속도의 장점을 가져 널리 활용되고 있는 딥러닝 학습 모델이다.
- [0059] 접촉 시간대 예측부(70)는 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 이용하여 복수의 세그먼트 중 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출할 수 있다.
- [0060] 접촉 시간대 예측부(70)는 딥러닝 모델 학습부(50)에서 구축한 심층 신뢰 신경망을 이용하여 복수의 세그먼트 별 통화 연결 확률을 산출할 수 있다. 예를 들면, 접촉 시간대 예측부(70)는 총 5개의 세그먼트(T1, T2, T3, T4, T5) 별로 통화 연결 확률을 산출할 수 있다.
- [0061] 접촉 시간대 예측부(70)는 복수의 세그먼트 중 통화 연결 확률이 가장 높게 산출된 세그먼트에 해당하는 시간대를 연체 고객의 접촉 시간대로 예측할 수 있다.
- [0062] 이와 같이 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)는 채권 기관으로부터 연체 고객으로의 전사 접촉 정보를 이용하여 딥러닝 학습 모델을 구축하고, 딥러닝 학습 모델을 이용하여 최적의 접촉 시간대를 예측할 수 있다.
- [0064] 이하에서는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법에 대해 설명한다.
- [0065] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법은 도 2에 도시된 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치(1)와 실질적으로 동일한 구성 하에서 진행될 수 있다. 따라서 도 2의 장치(1)와 동일한 구성요소는 동일한 도면부호를 부여하고 반복되는 설명은 생략한다.
- [0066] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법의 흐름도이다.
- [0067] 도 4를 참조하면, 입력 정보 수집부(10)는 전사 접촉 정보를 포함하는 입력 정보를 획득할 수 있다(S100).
- [0068] 입력 정보는 고객 신상 정보, 연체 정보, 통화 결과 정보, 신용도 정보, 회수 정보 및 전사 접촉 정보 등을 포

합하는 고객 정보에 해당한다.

- [0069] 고객 신상 정보는 연령, 지역, 대출 종류, 직업 등을 포함할 수 있다.
- [0070] 연체 정보는 연체 회차, 연체 금액, 결제일, 연체 종류, 타행 연체 정보 등을 포함할 수 있다.
- [0071] 신용도 정보는 개설 카드 정보, 대출 정보, 체불 정보 등을 포함할 수 있다.
- [0072] 회수 정보는 최근 연체 횟수, 최근 연체 금액, 최근 회수 금액 등을 포함할 수 있다.
- [0073] 통화 결과 정보는 통화 일시, 연결 여부, 본인 연결 여부, 통화 채널, 입금 약속 여부 등을 포함할 수 있다.
- [0074] 전사 접촉 정보는 연체 고객의 접촉 응답 선호 패턴을 반영할 수 있는 정보로, 단기 센터 콜 이력, 인바운드 콜 이력, 가상계좌 입금정보, 마케팅 O/B 정보 등으로부터 획득할 수 있으며, 일례로, 마케팅 접촉 정보, 안내 접촉 정보 및 이전 연체 고지 접촉 정보 등을 포함할 수 있다.
- [0075] 세그먼트 정의부(30)는 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의할 수 있다(S200).
- [0076] 세그먼트 정의부(30)는 기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 분석하여 고객 접촉 가능 시간대를 나누어 복수의 세그먼트를 정의할 수 있다.
- [0077] 세그먼트 정의부(30)는 고객 접촉 가능 시간대에서 기준 시간 단위 별로 통화량 및 통화 연결율을 확인할 수 있다. 세그먼트 정의부(30)는 통화량 및 통화 연결율이 유사한 시간대를 묶어 동일 세그먼트로 정의할 수 있다.
- [0078] 딥러닝 모델 학습부(50)는 복수의 세그먼트에 기반하여 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축할 수 있다(S300).
- [0079] 딥러닝 모델 학습부(50)는 복수의 세그먼트 별로 연체 고객의 통화 연결 여부를 타겟으로 하여 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 구축할 수 있다. 이러한 딥러닝 모델은 연체 고객의 통화 연결 여부(연결 또는 미연결)를 타겟으로 하여 복수의 세그먼트 별로 통화 연결 확률을 출력할 수 있을 것이다.
- [0080] 딥러닝 모델 학습부(50)는 심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network)을 입력 정보를 학습할 딥러닝 모델로 채택할 수 있다.
- [0081] 접촉 시간대 예측부(70)는 딥러닝 모델을 이용하여 연체 고객의 접촉 시간대를 예측할 수 있다(S400).
- [0082] 접촉 시간대 예측부(70)는 입력 정보를 학습한 딥러닝 모델을 이용하여 복수의 세그먼트 중 연체 고객의 통화 연결 확률이 가장 높은 세그먼트에 해당하는 시간대를 추출할 수 있다. 접촉 시간대 예측부(70)는 복수의 세그먼트 중 통화 연결 확률이 가장 높게 산출된 세그먼트에 해당하는 시간대를 연체 고객의 접촉 시간대로 예측할 수 있다.
- [0084] 이하에서는 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법의 효과에 대해 설명한다.
- [0085] 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법은 접촉 시간대 예측의 높은 정확도를 확보할 수 있다. 이를 검증하기 위해 채권 기관에서 1년 간 축적된 연체 고객 정보를 이용하여 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법에 따라 접촉 시간대를 예측하였으며, 실제 접촉 시간과의 일치도를 산출하였다. 구체적으로는 3개월(1월~3월)의 연체 고객 정보를 입력 정보로 하여 딥러닝 모델을 구축하였고, 1개월(4월)의 연체 고객 정보를 밸리데이션(validation) 정보로 활용하였으며, 나머지 8개월(5월~12월)의 연체 고객 정보를 테스트에 활용하였다. 이때 딥러닝 모델은 도 3과 같이 정의된 5개의 세그먼트(T1, T2, T3, T4, T5)에 기반하여 구축하였다.
- [0086] 딥러닝 모델을 이용하여 최적의 접촉 시간대로 예측한 접촉 시간대와 8개월(5월~12월)의 연체 고객 정보에 따른 실제 고객의 접촉 시간대의 일치도는 아래 표 1과 같다.

표 1

Tag	D1	D2	D3	D4
T1	80.9%	79.8%	80.5%	75.0%
T2	78.4%	76.7%	78.9%	61.7%
T3	81.9%	81.3%	83.1%	68.0%
T4	81.5%	79.9%	83.2%	64.4%
T5	85.8%	84.6%	86.9%	68.3%

[0087]

[0088]

표 1에서 D1, D2, D3 및 D4는 각각 5~6월, 7~8월, 9~10월 및 11~12월을 의미한다.

[0089]

표 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법에 따라 예측한 접촉 시간대와 실제 고객이 반응한 시간대의 일치도는 최대 86.9%로 비교적 높은 일치도를 보인다.

[0090]

이에 따라 본 발명의 일 실시예에 따른 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법을 적용하여 실제 고객이 반응하는 시간대를 예측함으로써 접촉 전략의 효율성을 증대시키고, 고객 접촉 시도에 필요한 노동력 및 비용 절감의 효과를 기대할 수 있다.

[0092]

이와 같은, 본 발명의 연체 고객의 접촉 시간대 예측 방법은 어플리케이션으로 구현되거나 다양한 컴퓨터 구성요소를 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령어의 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체는 프로그램 명령어, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다.

[0093]

상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록되는 프로그램 명령어는 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다.

[0094]

컴퓨터 판독 가능한 기록 매체의 예에는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD 와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령어를 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다.

[0095]

프로그램 명령어의 예에는, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함된다. 상기 하드웨어 장치는 본 발명에 따른 처리를 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0096]

이상에서는 실시예들을 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

[0097]

1: 연체 고객의 접촉 시간대 예측 장치

10: 입력 정보 수집부

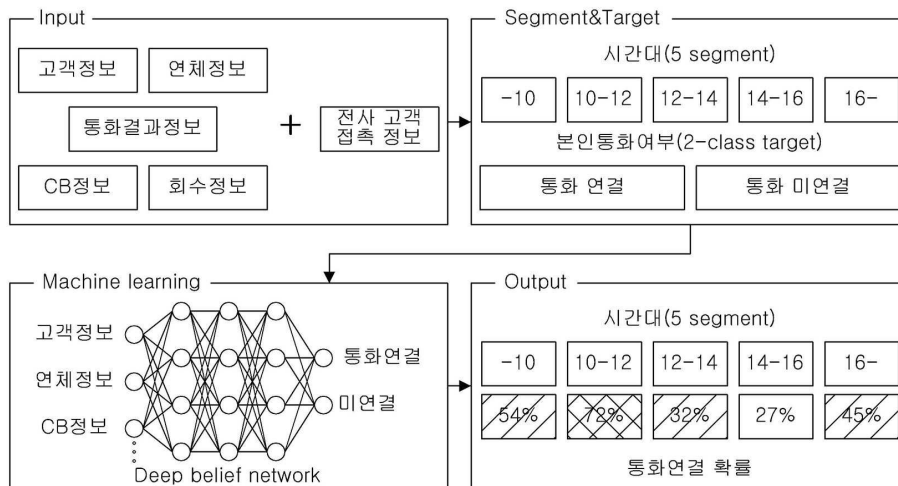
30: 세그먼트 정의부

50: 딥러닝 모델 학습부

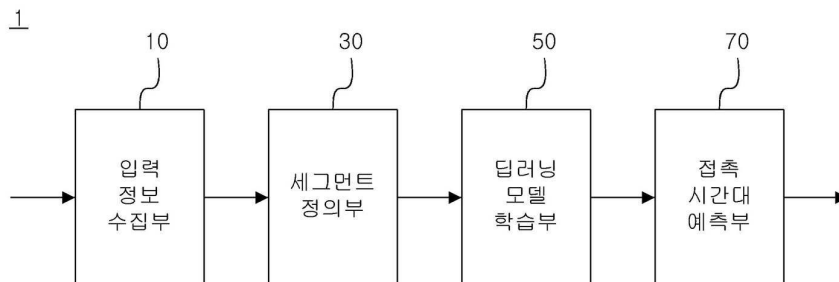
70: 접촉 시간대 예측부

도면

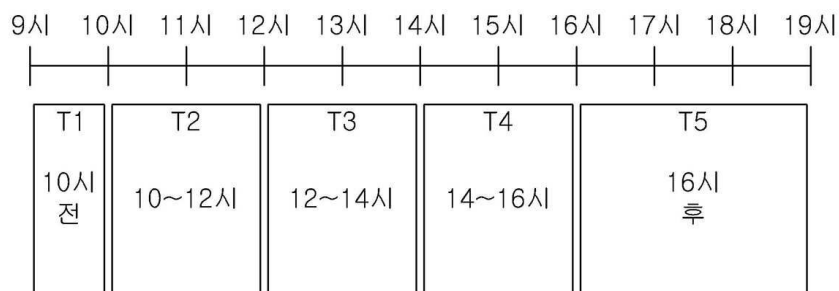
도면1



도면2



도면3



도면4

