

明 細 書

発明の名称：最適化システムおよび最適化方法

技術分野

[0001] 本発明は、出店テナント組み合わせの最適化システムおよび最適化方法に関する。

背景技術

[0002] いわゆるビッグデータとして収集、蓄積される、センサにより取得されたデータやカメラにより撮像された画像データを解析し、小売や流通業において活用する技術はAI技術の進展に伴い、広くビジネス活用が進められている。例えば特許文献1には「A space is modeled using images from a set of cameras in the space. An easy to use tool is provided that allows users to identify a reference location in an image and a corresponding reference location on a floor plan of the space. Based on these correspondences, a model is generated that can map a point in a camera's view to a point on the floor plan, or vice-versa.」と記載されている。一方で、特許文献2には「コンピュータを用いてユーザの行動を促進させる方法であって、前記行動に関する選択肢を複数含むプールの中から、前記選択肢を機械的に抽出して前記ユーザに提示する提示工程と、前記提示工程で提示された前記選択肢のうち、前記ユーザが選択した前記選択肢を含む選択肢シートを作成する作成工程と、を有する」と記載されている。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：米国特許第10163031号明細書

特許文献2：特開2020-149723号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] いわゆるショッピングモールを運営する不動産開発業者は、そのショッピ

ングモールに入居するテナントの賃料により収益を得ている。一般的に、賃料は入居テナントの売上高に一定の割合を掛け合わせた金額とすることが多く、不動産開発業者にとっては入居テナントの売上高の向上、また、来訪者の購買機会の拡大の為に、ショッピングモール内における買い回りを促進し、回遊を向上させることは大きな課題である。

[0005] 特許文献1に記載されている発明によれば、売り場全体のマップ情報と、視野の異なる複数のカメラの画像データを仮想的に繋ぎ合わせた統合データにより、買い物客の動線分析を高精度に行う技術が知られている。しかし、特許文献1の目的はある店舗における入店からレジに至るまでの一連の行動分析を高精度に取得することに留まっており、不動産開発業者の課題である、取得した動線データをもとに、いかに複数の入居テナント間の回遊を向上させるか、あるいは売り上げを向上させる為の施策は含まれていない。

[0006] また、特許文献2に記載されている発明によれば、来訪者の買い回りを促進するために、販売促進として実施する複数の店舗間のスタンプラリーにおいて、来訪者の購買履歴を基に嗜好を類推し、その嗜好に合わせたスタンプラリーの候補（店舗）群を提案する。しかし、回遊の向上の施策としてスタンプラリーのみを期間限定でなく、定常的に実施することは、集客効果の持続性を鑑みると現実的でない。そこで、本発明は、ショッピングモールを運営する不動産管理者にとって、改善目標である、テナント間の回遊あるいは売上の持続的な向上を目的として、出店テナント組み合わせの最適化システムおよび最適化方法を提供することを課題とする。

課題を解決するための手段

[0007] 上記課題は、例えば請求項の範囲に記載の発明により解決される。

発明の効果

[0008] 本発明によれば、出店テナント組み合わせの最適化により持続的に回遊あるいは売上の向上を実現することができる。

図面の簡単な説明

[0009] [図1]実施例1における出店テナント組み合わせの最適化システム200の全

体像を示す概略図

[図2]実施例1における出店テナント組み合わせの最適化システム200の機能ブロック図

[図3]実施例1におけるデータフローを示したシーケンス図

[図4]実施例1における回遊データ作成処理を示したフローチャート

[図5]テナント属性作成処理を示したフローチャート

[図6]実施例1における回遊とテナント属性の相関モデル作成処理を示したフローチャート

[図7]テナント属性DB215の一例

[図8]相関モデル利用した最適テナント選択シミュレーションを示したフローチャート

[図9]最適テナント選択シミュレーションにおけるユーザインターフェース900の一例

[図10]最適テナント選択シミュレーション条件の大別

[図11]可搬型什器1100を設置したポップアップストア型のテナントの一例

[図12]実施例2における出店テナント組み合わせの最適化システム200の全体像を示す概略図

[図13]実施例2における出店テナント組み合わせの最適化システム200の機能ブロック図

[図14]実施例2における売上とテナント属性の相関モデル作成処理を示したフローチャート

発明を実施するための形態

[0010] 以下、本発明の実施例について図面を用いて説明する。

実施例 1

[0011] 本発明の実施形態を添付図面にしたがって説明する。本実施例は、ショッピングモールのような不動産において持続的に常設テナントへの回遊を向上させることを目的とする、新規出店テナント組み合わせの最適化システムに

ついて説明する実施例である。

[0012] 図1は本実施例における出店テナント組み合わせの最適化システム200の全体像を示す概略図である。本実施例における最適化システム200は大きく4つの特徴を有する。1つ目の特徴は、回遊データの基となる人流データをセンサで取得する、という点である。物理世界100におけるモールのショッパー300の人流データをセンサ群201で取得し、店舗間の回遊データの基データとする。2つ目の特徴は、テナントの特徴を分類する為のテナント属性を取得する、という点である。3つ目の特徴は、回遊データとテナント属性の相関モデルを相関分析により学習する、という点である。回遊データと前記テナント属性を入力とした学習により、後述するシミュレーションで使用する、相関モデルを作成することになる。最後の4つ目の特徴は、学習したモデルをもとに常設テナントへの回遊を最大化する為の新規テナント組み合わせをシミュレーションする、という点である。モール管理者302は最適化システム200を用いることで、自身が管理するショッピングモールにおける、テナント間の回遊の持続的な向上の実現に必要なテナント出店計画をスムーズに立ち上げることが可能となる。

[0013] 図2は本実施例における出店テナント組み合わせの最適化システム200の機能ブロック図である。出店テナント組み合わせの最適化システム200は、センサ群201、エッジサーバ202、ネットワーク203、クラウドサーバ204、管理者利用端末205により構成される。図2では最適化システム200をネットワーク経由203した、クラウドサーバ204とクライアントとしての管理者利用端末205とのクラウドサービスとして表現しているが、本最適化システム200はクラウドサービスに限定されるものでなく、クラウドサーバ204および管理者利用端末205の機能をエッジサーバ202に包含したオンプレミスなサービスであってもよい。

[0014] センサ群201はショッピングモールなどのテナントの出店エリアに設置された、人流を検出可能な、少なくとも1つ以上のセンサにより構成される。センサは例えばToF (Time of Flight) 方式を用いた二

次元あるいは三次元測距センサにより構成されるが、必ずしも測距センサに限定されるものでなく、後述するセンサ制御部209と人流データ抽出部210と組み合わせることでオリジナル人流データを抽出できるならば、動画を撮影する撮像装置、例えばアナログカメラやIPカメラであってもよい。

[0015] エッジサーバ202は、オリジナル人流データ記憶部206、抽出済み人流データ記憶部207、データバス208、センサ制御部209、人流データ抽出部210、CPU211、メモリ212、通信制御部213、およびネットワークI/F214で構成される。CPU211、メモリ212によりセンサ制御部209、人流データ抽出部210、および通信制御部213は実行される。センサ群201は例えば、ネットワーク203を介してセンサ制御部209による制御信号および取得したデータの送受信を行う。エッジサーバ202における、ネットワーク203経由のデータ送受信は、データバス208、ネットワークI/F214、を介して通信制御部213による通信制御により実現される。なお、センサ群201の制御信号およびデータの送受信はネットワークI/F214に限定されるわけではなく、その他のインターフェースでもよい。取得されたオリジナル人流データはネットワークI/F214、およびデータバス208を経由してオリジナル人流データ記憶部206に保存される。保存されたオリジナル人流データ記憶部206に保存されたオリジナル人流データは、人流データ抽出部210により抽出処理され、クラウドサーバ204へ送信する抽出済み人流データとして、抽出済み人流データ記憶部207へと保存される。抽出済み人流データ記憶部207に保存された抽出済み人流データは、ネットワーククラウドサーバ204へと送信される。

[0016] クラウドサーバ204は、テナント属性DB215、学習済みモデルDB216、抽出済み人流データDB217、回遊データDB218、回遊データ抽出部219、学習用入力データ生成部220、モデル学習部221、シミュレーション部222、CPU223、メモリ224、通信制御部225、ネットワークI/F226、およびデータバス227で構成される。CPU2

23、メモリ224により回遊データ抽出部219、学習用入力データ生成部220、モデル学習部221、シミュレーション部222は実行される。クラウドサーバ204における、ネットワーク203経由のデータ送受信はデータバス227、ネットワークI/F226、を介して通信制御部225による通信制御により実現される。エッジサーバ202から送信された抽出済み人流データは抽出済み人流データDB217に保存される。抽出済み人流データDB217に保存された抽出済み人流データは回遊データ抽出部219により回遊データとして抽出され、回遊データDB218へと保存される。回遊データDB218に保存された回遊データとテナント属性DB215に保存されたテナント属性は学習用入力データ生成部220により学習用入力データへと変換され、当該入力をもとにモデル学習部221における学習結果として学習済みモデルが生成され、学習済みモデルDB216に保存される。

[0017] 管理者利用端末205はシミュレーション条件入力部228、画像結果出力部229、ユーザインターフェース処理部230、CPU231、メモリ232、通信制御部233、ネットワークI/F234、およびデータバス235で構成される。CPU231、メモリ232によりユーザインターフェース処理部230は実行される。管理者利用端末205における、ネットワーク203経由のデータ送受信はデータバス235、ネットワークI/F234、を介して通信制御部233による通信制御により実現される。モール管理者302による回遊を向上させる為の出店テナント組み合わせシミュレーションを実施する際のシミュレーション条件はシミュレーション条件入力部228を介して入力される。画面出力部229はユーザインターフェース処理部230により処理されたユーザインターフェースを介して、シミュレーション条件およびシミュレーション結果を表示する。

[0018] 本実施例における回遊を向上させる為の出店テナント組み合わせシミュレーションにおける一連の処理を図3、図4、図5、図6、図7、図8、および図9を用いて説明する。

[0019] 図3は、本実施例におけるデータフローを示したシーケンス図である。モ

ールのショッパー300、センサ群201、テナント301、エッジサーバ202、ネットワーク203、クラウドサーバ204、管理者利用端末205、およびモール管理者302の間における、データフローを示している。図中のステップの詳細については、後述する。

[0020] 図4は、本実施例における回遊データ作成処理を示したフローチャートである。回遊データ作成処理が開始されると（ステップS400）、モールのショッパー300によるセンサ設置エリアにおける店舗間の回遊が行われる（ステップS401）。ステップS402ではステップS401において実施されたモールのショッパー300の店舗間の回遊を、センサ制御部209により制御したセンサ群201によりオリジナル人流データとして取得する（ステップS402）。取得されたオリジナル人流データはデータバス208、ネットワーク1/F214、を介してオリジナル人流データ記憶部206に保存される（ステップS403）。続くステップS404では、人流データ抽出部210は、オリジナル人流データ記憶部206に保存したオリジナル人流データを、クラウドサーバ204側に送信する前に、後述する回遊データに必要なデータのみを抽出してデータサイズを削減、さらにフォーマット変換する、人流データ抽出処理を実施する。ステップS404の後、続けてステップS405に移行する。

[0021] ステップS405ではステップS404で抽出処理を行った抽出済人流データを、抽出済人流データ記憶部207に保存する。なお、人流データ抽出処理（ステップS404）および抽出済人流データ記憶部207への保存（ステップS405）は必ずしも実施する必要はなく、後述する回遊データ抽出部219における回遊データ抽出処理がオリジナル人流データから処理可能となっていれば、省略してもよい。また、本実施例における回遊データ抽出処理は所定の期間、あるいはデータ容量のオリジナル人流データがオリジナル人流データ記憶部206へと蓄積した後に、バッチ処理として人流データ抽出処理を行うことを想定するが、人流データ抽出処理（ステップS404）および抽出済人流データ記憶部206への保存（ステップS405）の

タイミングは必ずしもバッチ処理に限定されるものでなく、オリジナル人流データ取得処理（ステップS 4 0 2）およびオリジナル人流データ記憶部への保存（ステップS 4 0 3）の後にシーケンシャルに実施してもよい。ステップS 4 0 5が実施された後、所定の期間、あるいはデータ容量の抽出済人流データが抽出済人流データ記憶部2 0 7に保存された場合、ステップS 4 0 6に移行する。

[0022] ステップS 4 0 6では抽出済人流データ記憶部2 0 7に保存された抽出済人流データをデータバス2 0 8、ネットワーク1 / F 2 1 4、ネットワーク2 0 3、ネットワーク1 / F 2 2 6、データバス2 2 7を介して抽出済人流データDB 2 1 7に保存する。ステップS 4 0 6により所定の期間、あるいはデータ容量の抽出済人流データが抽出済人流データDB 2 1 7へと蓄積した後、バッチ処理としてステップS 4 0 7に移行する。ステップS 4 0 7では、抽出済人流データDB 2 1 7に保存された抽出済人流データを基に、回遊データ抽出部2 1 9の処理によって店舗間の回遊データを抽出する。なお、回遊データ抽出処理のタイミングは必ずしもバッチ処理に限定されるものでなく、抽出済人流データDB 2 1 7への保存（ステップS 4 0 6）の後にシーケンシャルに実施してもよい。ステップS 4 0 7の後、抽出された回遊データは回遊データDB 2 1 8に保存される（ステップS 4 0 8）。回遊データDB 2 1 8への回遊データ保存をもって、回遊データ作成処理は完了する（ステップS 4 0 9）。なお、本実施例において利用する店舗間の回遊データは、実際のセンサ群2 0 1により取得したものに限定されるものでなく、例えば、店舗ごとでのレジでの精算における、いわゆるP o S（P o i n t o f S a l e s）データを時系列順に繋げることで作成したデータを用いてもよい。

[0023] 図5は、テナント属性作成処理を示したフローチャートである。テナント属性作成処理が開始されると（ステップS 5 0 0）、モール管理者3 0 2は本最適化システム2 0 0を導入するエリアに出店している、あるいは出店予定のある複数テナント3 0 1に対して、そのテナントを分類する為のパラメ

ータ群であるテナント属性に関する電子アンケートを送付する（ステップS 5 0 1）。なお、電子アンケート送付元はモール管理者3 0 2に限定されるものでなく、モール管理者3 0 2からの委託先やテナント属性を扱う企業体であってもよい。続くステップS 5 0 2では電子アンケートを受け取ったテナント3 0 1がテナント属性アンケートに回答することでテナント属性が入力されて、ステップS 5 0 3に移行する。ステップS 5 0 3ではテナント3 0 1により回答されたテナント属性アンケートがアップロードされる。アップロードされたテナント属性はネットワーク2 0 3、ネットワーク1 / F 2 2 6、およびデータベース2 2 7、を介してテナント属性DB 2 1 5に保存される（ステップS 5 0 4）。テナント属性のテナント属性DB 2 1 5への保存をもって、テナント属性作成処理は完了する（ステップS 5 0 5）。

[0024] 図6は、本実施例における回遊とテナント属性の相関モデル作成処理を示したフローチャートである。回遊とテナント属性の相関モデル作成処理が開始されると（ステップS 6 0 0）、ステップS 6 0 1では、学習用入力データ生成部2 2 0により、テナント属性DB 2 1 5、および回遊データDB 2 1 8からの入力をもとに、分析を容易にする為の、変換および加工処理により、学習用データセットが作成される。続くステップS 6 0 2では、モデル作成条件が読み込まれた後に、ステップS 6 0 3に移行する。ここで、モデル作成条件とは、相関モデル作成時の制約条件、計算の収束条件、等を表し、モデル学習時の最初に予め読み込むヘッダーファイルに記載されている。

[0025] ステップS 6 0 3では、学習用データセットを入力として、モデル学習部2 2 1により相関モデル学習が行われる。モデル学習部2 2 1により行われる相関モデル学習は、学習用データセットとして入力される回遊データと、同じく学習用データセットとして入力されるテナント属性との組み合わせに対して、回帰分析などの多変量分析や機械学習などのニューラルネットワークを用いた統計的解析処理を適用することにより、モデルを作成する。また、モデル学習部2 2 1は、回遊データとテナント属性との相関学習を行う際に、回遊が生じやすくなる要因を重みづけパラメータとして入力することで

、重みづけを行ってもよい。ここで、重みづけパラメータとは、例えば、回遊元からの距離、出店エリアサイズである。その場合、例えば、回遊元からの距離が遠い場合、回遊データの重みを、回遊元からの距離が近い場合に比べて、重くすればよい。また、出店エリアサイズが小さい場合、回遊データの重みを、出店エリアサイズが大きい場合に比べて、重くすればよい。相関分析の結果、得られる目的変数である常設テナントへの回遊率Yの回帰式は、例えば、数量化I類を用いた場合、n個あるテナント属性を複数の質的説明変数 X_1 、 $\dots$ 、 X_n と、これらテナント属性それぞれに対応した偏回帰係数 b_1 、 $\dots$ 、 b_n と、バイアス b_0 を用いて数1のように表される。相関学習モデルが終了すると、続くステップS604に移行する。ステップS604では、得られた相関モデルを学習済モデルDB216に保存する。相関モデルの学習済モデルDB216への保存をもって、回遊とテナント属性の相関モデル作成処理は完了する（ステップS605）。

[0026] [数1]

$$Y = \sum_{i=1}^n b_i X_i + b_0$$

[0027] 図7は、テナント属性DB215の一例を示したものである。テナント属性DBには、テナントごとに紐づけられたID別に、データが保存される。保存されているテナント属性はテナント301による電子アンケートの回答により得られたパラメータであるテナント入力項目と、モデル学習部221による相関モデル学習時に、回遊データの重みづけを行う為のパラメータである重みづけパラメータが格納されている。テナント入力項目は、例えば、メイン販売品目、メインターゲット性別、メインターゲット年齢層、等を含むが、これらに限定されるものではなく、必要に応じてデータを追加してもよい。重みづけパラメータは、例えば、回遊元からの距離、出店エリアサイズ、等を含むが、これらに限定されるものではなく、必要に応じてデータを追加してもよい。図7では、例えばID00001で紐づけられたテナントが、メイン販売品目としてメンズウェア、メインターゲット性別として男性

、メインターゲット年齢層として20～30代、回遊元からの距離として10m、出店エリアサイズとして25m²が入力されている。

[0028] 図8、図9、および図10を用いて、本実施例における最適テナント選択シミュレーションの詳細を説明する。

[0029] 図9は、モール管理者302が管理者利用端末205を介して利用する、最適テナント選択シミュレーションにおけるユーザインターフェース900の一例を示す。なお、ユーザインターフェース900は、ユーザインターフェース処理部230の処理により、Webベースで動くシステムであるが、デスクトップアプリケーションで実現されても構わない。ユーザインターフェース900はシミュレーション条件入力部901と、シミュレーション結果表示部902により構成される。シミュレーション条件入力部901は、テナント検索ウインドウ903、テナント候補リスト904、マップ表示部905、およびシミュレーション実行ボタン906により構成される。

[0030] テナント検索ウインドウ903は、モール管理者302がテナント検索ウインドウ903に入力した検索ワードを基に、関連性の高いテナントを、シミュレーション部222に内包された、検索機能により、テナント属性DB215に登録された情報を基に抽出し、テナント候補リスト904に表示する。モール管理者302は該テナント候補リスト904に表示されたテナント候補をもとに、シミュレーションの条件を設定する。すなわち、テナント候補リスト904に表示された候補から、自身で固定テナントとして出展させたいテナントを、マップ表示部905にドラッグ&ドロップすることで、出店テナントとして設定する。

[0031] 図9では、一例として、テナント検索ウインドウ903に、「地ビール」および「専門」というワードを入力した結果、抽出されたテナント候補リスト904から「ビールブルワリーAA」を固定テナントとして新規出店エリア1にドラッグ&ドロップし、固定テナントとして設定している。シミュレーションの条件設定が完了した後、シミュレーション実行ボタン906を押下することで、最適テナント選択シミュレーションが実行される。シミュレ

ーション結果表示部902は、ソーティングウィンドウ907、ソーティング結果表示部908により構成される。最適テナントシミュレーションが実施されると、その結果はシミュレーション結果表示部902に表示される。ソーティングウィンドウ907では、シミュレーション結果をどの順番に表示させるかのソーティング条件を指定することが可能である。ここで、ソーティング条件とは、例えば、スコアの高い順、スコアの低い順、である。ソーティング結果表示部908には、例えばソーティング結果の上位10個の組み合わせのみが表示される。図9では、一例として、スコアの高い順でソーティングした結果を表示している。画面上のソーティング結果表示部908には、上位3個の結果が表示されているが、スクロールバーでスクロールすることで、上位10個の組み合わせを表示することが可能である。なお、表示可能な組み合わせ数は上位10個に限定されるものでなく、任意の値であってよい。また、表示最適テナント選択シミュレーションの結果として表示されるものはテナント名に限定されるものではなく、テナント属性の情報であってもよい。なお、1つのテナントでも複数の店舗属性情報を持つ場合があるため、それに応じてシミュレーション結果として複数のテナント属性の情報を群として表示してもよい。

[0032] 図8は、相関モデル利用した最適テナント選択シミュレーションを示したフローチャートである。相関モデル利用した最適テナント選択シミュレーションが開始されると（ステップS801）、モール管理者302により管理者利用端末205を介してシミュレーション条件が入力される（ステップS802）。ここで、シミュレーション条件は上述のように、テナント検索ウィンドウ903で入力したワードを基に抽出されたテナント候補リスト904から固定テナントとしての新規出店テナントをマップ表示部905にドラッグ&ドロップすることで設定される。ここで、店舗数は固定であるとした場合、想定されるシミュレーション条件は図10に示す3通りに大別が可能である。すなわち、（i）制約なし、（ii）一部店舗のみ固定、（iii）全店舗固定としてスコアリング、である。これら3通りの中で、モール管

理者302が、所望するシミュレーション条件を設定して、ステップS802は終了する。

[0033] 続くステップS803では、Webベースのユーザインターフェース900で設定したシミュレーション条件が、データベース235、ネットワーク1/F234、ネットワーク203、ネットワーク1/F226、データベース227を介して、クラウドサーバ204のシミュレーション部222に送信される。

[0034] ステップS804では入力された条件を基に、シミュレーション部222によるシミュレーションが実施される。例えば、学習済モデルDB216に保存された学習済モデルに、テナント属性DB215から、シミュレーション条件で入力した固定テナントの、質的説明変数であるテナント属性Xを紐付けて取得し、目的変数とする回遊率Yの回帰式である数1に対して、入力することで、全 N_{fix} 個の固定テナントのうち、j番目の固定テナントの回遊率 Y_j が数2のように得られる。一方で、全 N_c 個の新規出店エリア数のうち、残りの $(N_c - N_{fix})$ 個のエリアについて、目的変数とする回遊率Yの回帰式である数1を基に、Yが最大となる質的説明変数であるテナント属性Xの組み合わせを探索する。

[0035] [数2]

$$Y_j = \sum_{i=1}^{N_p} b_{ij} X_{ij} + b_0$$

[0036] 結果として、最適テナント選択シミュレーションのSCORE結果として、最大値をもつ出力は数3で表される。ここで、数3における演算子 $\max(A, B)$ は多変数で表される式Aにおいて、Aの計算結果が最大となる変数の組み合わせからB番目に大きい値となる、変数の組み合わせにおけるAの演算結果を示す。最大値以外のソーティングで表示する組み合わせは、数3における{}括弧内の変数条件を変えることで実現されるSCOREにおいて上位10個の組み合わせを用いる。また、 γ は学習モデルにおける目的変数Yをシミュレータで表示する為の値に変換する為の係数を表す。一方、

SCORE 最小値の組み合わせは演算子を $\max$ を、多変数で表される式 A において、A の計算結果が最小となる変数の組み合わせから B 番目に小さい値となる変数の組み合わせを表す演算子 $\min(A, B)$ に変換したものをを用いることで実現する。最小値以外のソーティングで表示する組み合わせは、同じく $\{\}$ 括弧内の変数条件を変えることで実現される SCORE において下位 10 個の組み合わせを用いる。

[0037] [数3]

$$SCORE = \frac{Y}{N_c} \left[\sum_{j=1}^{N_{fix}} Y_j + \{ \max(Y, 1) + \max(Y, 2) + \dots + \max(Y, N_c - N_{fix}) \} \right]$$

[0038] 続くステップ S805 では、テナント属性 DB215 を参照して、実在するテナントのテナント属性組み合わせから、シミュレーション部 222 に内包する最類似テナント群抽出機能により、ステップ S804 で得られたテナント属性の組み合わせに最も類似するテナント群を抽出する。さらに、その抽出された最類似テナント群のテナント属性で、SCORE を再計算する。SCORE の再計算の結果、SCORE の値の大小が入れ替わった際は、併せてソーティング順も再計算された SCORE に従って修正する。ステップ S806 に移行する。その後、ステップ S806 では、シミュレーション結果として、ステップ S805 で得られた最類似テナント群の組み合わせと、その SCORE を、データベース 227、ネットワーク 1/F226、ネットワーク 203、ネットワーク 1/F234、データベース 235 を介して、管理者利用端末 205 に送信する。続いて、ユーザインターフェース処理部 230 の処理を経てシミュレーション結果表示部 902 に描画し、画面出力部 229 上に表示する（ステップ S807）。相関モデル使用した最適テナント選択シミュレーション結果の画面出力部 229 上への出力をもって、相関モデル利用した最適テナント選択シミュレーションは完了する。なお、上記シミュレーション部 222 のシミュレーションについては、モデル学習部 221 において、数量化 1 類を用いた場合を前提として説明したが、モデル学習部 221 が、その他の解析手法を用いる場合は、その解析手法に準じた手

法により、最適なテナントシミュレーション結果を得るものとする。また、最類似テナント群の抽出における、テナント属性は物理世界１００でアップロードしたデータだけでなく、過去に別の場所での取得データとしてアップロードされてテナント属性ＤＢ２１５に保存済のデータを利用してもよい。なお、最適化システム２００による最適化の対象テナントは必ずしも複数テナントである必要はなく単一店舗の最適化であっても構わない。

[0039] 本実施例では、これまで出店テナント組み合わせの最適化を行う対象テナントを、ショッピングモールの固定区画に出店するテナントとして表現してきたが、対象テナントはショッピングモールの固定区画に出店するテナントに限定されるものではない。例えば図１１のように、いわゆる固定区画のテナントのように、物理世界１００に区切りがない、オープンスペースに可搬型什器１１００を設置することで実現した、ポップアップストア型のテナントであっても構わない。可搬型什器１１００にセンサ群２０１を設置すれば、上述の最適化システム２００と可搬型什器１１００を用いた最適化システム２００は相違ないものとして扱うことが可能である。

[0040] 本実施例に示した、以上の構成および動作によれば、最適化システム２００は出店テナント組み合わせの最適化により持続的に回遊の向上を実現することができる。

実施例 ２

[0041] 本発明の実施形態を添付図面にしたがって説明する。本実施例は、ショッピングモールのような不動産において持続的に常設テナントへの回遊を向上させることを目的とする、出店テナント組み合わせの最適化システムについて説明する実施例である。以下、実施例１と重複する機能については、説明を省略して記載する。

[0042] 本実施例で出店テナント組み合わせの最適化の対象とするテナントは常設的に出店するテナントではなく、ポップアップストア型のテナントで短期間だけ出店をするテナントである。

[0043] 図１２は本実施例における出店テナント組み合わせの最適化システム２０

0の全体像を示す概略図である。本実施例における最適化システム200は大きく4つの特徴を有する。1つ目の特徴は、ポップアップストア1200の出店時および非出店時の各常設テナントのPOSデータを取得する、という点である。2つ目の特徴は、テナントの特徴を分類する為のテナント属性を取得する、という点である。3つ目の特徴は、POSデータとテナント属性の相関モデルを相関分析により学習する、という点である。POSデータと前記テナント属性を入力とした学習により、後述するシミュレーションで使用する、相関モデルを作成することになる。最後の4つ目の特徴は、学習したモデルをもとに売上を改善する為のテナント組み合わせをシミュレーションする、という点である。

[0044] 図13は本実施例における出店テナント組み合わせの最適化システム200の機能ブロック図である。出店テナント組み合わせの最適化システム200は、売上管理端末1300、ネットワーク203、クラウドサーバ204、管理者利用端末205により構成される。

[0045] 売上管理端末1300は、POSデータDB1301、CPU1302、メモリ1303、通信制御部1304、ネットワークI/F1305、データベース1306で構成される。売上管理端末1300における、ネットワーク203経由のデータ送受信は、データベース1306、ネットワークI/F1305、を介して通信制御部1304による通信制御により実現される。POSデータDB1301にはポップアップストア1200の出店時および非出店時のPOSデータが保存されている。

[0046] クラウドサーバ204を構成する機能ブロックで実施例1と異なる点は、人流データおよび回遊データ処理に関する機能ブロックを有しない点と、差分POSデータDB1307と、差分POSデータ生成部1308を有する点である。

[0047] 管理者利用端末205を構成する機能ブロックは実施例1と同じである。

[0048] 図14は、本実施例における売上とテナント属性の相関モデル作成処理を示したフローチャートである。売上とテナント属性の相関モデル作成処理が

開始されると（ステップS 1 4 0 0）、ステップS 1 4 0 1では、売上管理端末1 3 0 0のPOSデータDB 1 3 0 1からクラウドサーバ2 0 4にネットワーク2 0 3経由でPOSデータが送信される。クラウドサーバ2 0 4における差分POSデータ生成部1 3 0 8は受信したPOSデータをもとに、ポップアップストア1 2 0 0の出店時と非出店時のPOSデータの差を演算することで、差分POSデータを生成し、差分POSデータDB 1 3 0 7に保存する。続くステップS 1 4 0 2では、学習用入力データ生成部2 2 0により、テナント属性DB 2 1 5、および差分POSデータDB 1 3 0 7からの入力をもとに、分析を容易にする為の、変換および加工処理により、学習用データセットが作成される。ステップS 1 4 0 3では、モデル作成条件が読み込まれた後に、ステップS 1 4 0 4に移行する。ここで、モデル作成条件とは、相関モデル作成時の制約条件、計算の収束条件、等を表し、モデル学習時の最初に予め読み込むヘッダーファイルに記載されている。ステップS 1 4 0 4では、学習用データセットを入力として、モデル学習部2 2 1により相関モデル学習が行われる。モデル学習部2 2 1により行われる相関モデル学習は、学習用データセットとして入力される差分POSデータと、同じく学習用データセットとして入力されるテナント属性との組み合わせに対して、回帰分析などの多変量分析や機械学習などのニューラルネットワークを用いた統計的解析処理を適用することにより、モデルを作成する。相関分析の結果、得られる目的変数である差分POSデータYの回帰式は、例えば、数量化I類を用いた場合、 n 個あるテナント属性を複数の質的説明変数 $X_{1}, \dots, X_n$ と、これらテナント属性それぞれに対応した偏回帰係数 $b_1, \dots, b_n$ と、バイアス b_0 を用いて数1のように表される。すなわち、学習における入力異なるだけで実施例1と同じ式で表される。相関学習モデルが終了すると、続くステップS 1 4 0 5に移行する。ステップS 1 4 0 5では、得られた相関モデルを学習済モデルDB 2 1 6に保存する。相関モデルの学習済モデルDB 2 1 6への保存をもって、売上とテナント属性の相関モデル作成処理は完了する（ステップS 1 4 0 6）。なお、

本実施例においても最適化システム２００による最適化の対象テナントは必ずしも複数テナントである必要はなく単一店舗の最適化であっても構わない。

[0049] 本実施例における相関モデルを利用した最適テナント選択シミュレーションのフローは、目的変数Ｙが回遊率から売上に変わっただけで、実施例１と同じである為、省略する。

符号の説明

[0050] １００・・・物理世界
２００・・・最適化システム
２０１・・・センサ群
２０２・・・エッジサーバ
２０３・・・ネットワーク
２０４・・・クラウドサーバ
２０５・・・管理者利用端末
２０６・・・オリジナル人流データ記憶部
２０７・・・抽出済人流データ記憶部
２０８・・・データベース
２０９・・・センサ制御部
２１０・・・人流データ抽出部
２１１・・・ＣＰＵ
２１２・・・メモリ
２１３・・・通信制御部
２１４・・・ネットワークＩ／Ｆ
２１５・・・テナント属性ＤＢ
２１６・・・学習済モデルＤＢ
２１７・・・抽出済人流データＤＢ
２１８・・・回遊データＤＢ
２１９・・・回遊データ抽出部

2 2 0 . . . 学習用入力データ生成部
2 2 1 . . . モデル学習部
2 2 2 . . . シミュレーション部
2 2 3 . . . CPU
2 2 4 . . . メモリ
2 2 5 . . . 通信制御部
2 2 6 . . . ネットワーク I / F
2 2 7 . . . データバス
2 2 8 . . . シミュレーション条件入力部
2 2 9 . . . 画面出力部
2 3 0 . . . ユーザインターフェース処理部
2 3 1 . . . CPU
2 3 2 . . . メモリ
2 3 3 . . . 通信制御部
2 3 4 . . . ネットワーク I / F
3 0 0 . . . モールのショッパー
3 0 1 . . . テナント
3 0 2 . . . モール管理者
9 0 0 . . . ユーザインターフェース
9 0 1 . . . シミュレーション条件入力部
9 0 2 . . . シミュレーション結果表示部
9 0 3 . . . テナント検索ウインドウ
9 0 4 . . . テナント候補リスト
9 0 5 . . . マップ表示部
9 0 6 . . . シミュレーション実行ボタン
9 0 7 . . . ソーティングウインドウ
9 0 8 . . . ソーティング結果表示部
1 1 0 0 . . . 可搬型什器

1 2 0 0 …ポップアップストア
1 3 0 0 …売上管理端末
1 3 0 1 …POSデータDB
1 3 0 2 …CPU
1 3 0 3 …メモリ
1 3 0 4 …通信制御部
1 3 0 5 …ネットワーク I/F
1 3 0 6 …データバス
1 3 0 7 …差分POSデータDB
1 3 0 8 …差分POSデータ生成部

請求の範囲

- [請求項1] 店舗間の顧客の回遊を取得可能な顧客回遊取得部と、
前記店舗の特徴を分類する少なくとも1項目以上の店舗属性情報を取得可能な店舗属性情報取得部と、
前記店舗間の顧客の回遊および前記店舗属性情報を入力として、前記顧客の回遊と前記店舗属性情報の間の相関関係をモデル化するモデル学習部と、
前記モデル化されたモデルを記憶する学習済モデル記憶部と、
前記モデルを基に前記店舗間の顧客の回遊を大きくするよう少なくとも1店舗以上の出店店舗の情報を提示する出力部と、を有することを特徴とする最適化システム。
- [請求項2] 前記請求項1に記載の最適化システムであって、
前記出力部は、特定の店舗の前記店舗間の顧客の回遊を大きくするよう前記出店店舗の最適な組み合わせを提示することを特徴とする最適化システム。
- [請求項3] 前記請求項1に記載の最適化システムであって、
前記出力部が提示する前記出店店舗の情報は店舗名または店舗属性情報であることを特徴とする最適化システム。
- [請求項4] 前記請求項1乃至3のいずれかに記載の最適化システムであって、
前記顧客回遊取得部は、
センサあるいは撮像装置を用いて取得したデータを分析にかけることで取得した店舗間の回遊情報であることを特徴とする最適化システム。
- [請求項5] 前記請求項1に記載の最適化システムであって、
前記顧客回遊取得部は、
前記店舗ごとのPOSデータを時系列順に繋げることで取得することを特徴とする最適化システム。
- [請求項6] 前記請求項1に記載の最適化システムであって、

前記出店店舗は、什器により空間を隔てた単位であることを特徴とする最適化システム。

[請求項7] 前記請求項1に記載の最適化システムであって、
前記モデル学習部は、前記店舗間の顧客の回遊が生じやすくなる前記店舗属性情報に重みづけをした上でモデル化することを特徴とする最適化システム。

[請求項8] 前記請求項7に記載の最適化システムであって、
前記店舗属性情報は、店舗の回遊元からの距離及び／又は出店エリアサイズの情報を含み、
前記モデル学習部は、店舗の回遊元からの距離及び／又は出店エリアサイズの情報を重みづけパラメータとして、前記顧客の回遊と前記店舗属性情報の間の相関関係をモデル化することを特徴とする最適化システム。

[請求項9] 店舗の出店時および非出店時における常設店舗の売上データを取得可能な売上データ取得部と、
前記売上データ取得部のデータを基に有期間のみ出店する店舗の出店時および非出店時の常設店舗の売上データの差分を取得可能な差分売上データ取得部と、
前記店舗の特徴を分類する少なくとも1項目以上の店舗属性情報を取得可能な店舗属性情報取得部と、
差分売上データおよび前記店舗属性情報を入力として、前記差分売上データと前記店舗属性情報の間の相関関係をモデル化するモデル学習部と、
前記モデル化されたモデルを記憶する学習済モデル記憶部と、を有し、
前記モデルを基に差分売上を大きくするよう少なくとも1店舗以上の出店テナントの情報を提示することを特徴とする最適化システム。

[請求項10] 前記請求項1または9に記載の最適化システムであって、

前記モデル学習部とは、数量化Ｉ類を用いた回帰分析により学習を行うことを特徴とする最適化システム。

[請求項11] 前記請求項１または９に記載の最適化システムであって、
前記モデル学習部とは機械学習を用いた統計的処理により学習を行うことを特徴とする最適化システム。

[請求項12] 出店店舗の最適な組み合わせを提示する店舗組み合わせ最適化方法であって、

店舗間の顧客の回遊を取得する第１のステップと、
前記店舗の特徴を分類する少なくとも１項目以上の店舗属性情報を取得する第２のステップと、

前記店舗間の顧客の回遊および前記店舗属性情報を入力として、前記顧客の回遊と前記店舗属性情報の間の相関関係をモデル化する第３のステップと、

モデルを基に前記店舗間の顧客の回遊を大きくするよう少なくとも１店舗以上の前記出店店舗の情報を提示する第４のステップと、
を備えることを特徴とする最適化方法。

[請求項13] 出店店舗の最適な組み合わせを提示する店舗組み合わせ最適化方法であって、

出店する店舗の出店時および非出店時における常設店舗の売上データを取得する第１のステップと、

前記店舗の特徴を分類する少なくとも１項目以上の店舗属性情報を取得する第２のステップと、

有期間のみ出店する店舗の出店時および非出店時の常設店舗の差分売上データと前記店舗属性情報を入力として、前記差分売上データと前記店舗属性情報の間の相関関係をモデル化する第３のステップと、

モデルを基に差分売上を大きくするよう少なくとも１店舗以上の前記出店店舗の情報を提示する第４のステップと、
を備えることを特徴とする最適化方法。

[請求項14] 請求項 1 2 または 1 3 に記載の最適化方法であって、
 前記第 4 のステップが提示する前記出店店舗の情報は店舗名または
 店舗属性情報であることを特徴とする最適化方法。