

明 細 書

発明の名称：

予測モデル作成装置、予測モデル作成方法及びプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、測位誤差分布を予測する予測モデル作成装置、予測モデル作成方法及びプログラムに関する。

背景技術

[0002] G N S Sなどの衛星測位システムを利用すると、位置情報と、その位置情報の誤差の大きさを示す測位誤差情報が得られる。特許文献1には、複数の衛星からの擬似距離と、測位された位置から衛星までの距離との誤差により、測位誤差を算出する技術が記載されている。

[0003] 図8を参照する。図8に示す道路Aを走行している車両が、自車両の走行位置を衛星測位システムによって測位した場合、測位された位置情報の誤差の程度によっては、近くの道路Bを走行しているかのような結果が得られる可能性がある。走行する道路に応じて課金を行うような場合、車両が走行する道路の誤認識は問題となる。衛星測位システムが提供する測位誤差情報を利用して、走行中の道路を間違える確率（以下、失敗率と記載する。）を算出し、道路の誤認識に備える技術が提供されている。

[0004] 図8のL1、L2は共に測位誤差の分布を示している。測位誤差は正規分布し、正規分布の標準偏差を「測位誤差」とする。分布L1は、分布L2よりも測位誤差が小さい場合の確率分布を示している。図9を参照する。図9のグラフの縦軸は失敗率、横軸は測位誤差の大きさを示す。図9において、測位誤差R1と測位誤差R2の差D1、測位誤差R2と測位誤差R3の差D2は等しい。しかし、測位誤差R1のときの失敗率と測位誤差R2のときの失敗率の差D3は、測位誤差R2のときの失敗率と測位誤差R3のときの失敗率の差D4と大きく異なる。つまり、測位誤差の大きさと失敗率は比例しない。従って、失敗率を取り扱う場合には測位誤差R1と測位誤差R2の差

D 1、測位誤差 R 2 と測位誤差 R 3 の差 D 2 を同等として扱うべきではない。
。

先行技術文献

特許文献

[0005] 特許文献1：特開 2 0 1 9 - 1 5 6 3 5 号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0006] 一般に、予測モデルを作成する場合には、所定の評価関数を最小化、または、最大化するように学習を行う。例えば、最小二乗誤差を評価関数とし、測位誤差の予測値と実測値との誤差を小さくする手法で予測モデルを作成した場合、真の測位誤差の大きさが R 2 のときに測位誤差 R 3 と予測する予測モデルを作成する可能性もあれば、真の測位誤差の大きさが R 2 のときに測位誤差 R 1 と予測するような予測モデルを作成する可能性もあり、そのどちらも評価関数の値が同等になってしまう事が考えられる。すると、この予測モデルは、道路 A と道路 B を誤認識する失敗率が実際とは大きく異なるモデルになってしまう事がある。このような予測モデルでは、正確な失敗率を把握することができない。

[0007] 本開示は、上述の課題を解決することのできる予測モデル作成装置、予測モデル作成方法及びプログラムを提供する。

課題を解決するための手段

[0008] 本発明の一態様によれば、予測モデル作成装置は、衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成装置であって、ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するデータ取得部と、前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成する予測モデル作成部と、前記予

測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出する評価部と、前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する更新部と、を備える。

[0009] 本発明の一態様によれば、予測モデル作成方法は、衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成方法であって、ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するステップと、前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成するステップと、を有し、前記予測モデルを作成するステップでは、前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出し、前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する。

[0010] 本発明の一態様によれば、プログラムは、コンピュータに、衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成方法であって、ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するステップと、前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成するステップと、を有し、前記予測モデルを作成するステップでは、前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価

値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出し、前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する処理、を実行させる。

発明の効果

[0011] 上記した予測モデル作成装置、予測モデル作成方法及びプログラムによれば、衛星を利用した測位における測位された位置の誤差の分布を推定する予測モデルを作成することができる。

図面の簡単な説明

[0012] [図1]本開示の第一実施形態における予測モデル作成装置の一例を示す図である。

[図2]本開示の予測モデルの作成方法を説明する第1の図である。

[図3]本開示の予測モデルの作成方法を説明する第2の図である。

[図4]本開示の予測モデル作成処理の一例を示すフローチャートである。

[図5]本開示の第二実施形態における予測モデル作成装置の一例を示す図である。

[図6]本開示の第二実施形態における予測モデルの評価方法について説明する図である。

[図7]本開示の第二実施形態における予測モデルの評価処理の一例を示すフローチャートである。

[図8]測位誤差と失敗率について説明する第1図である。

[図9]測位誤差と失敗率について説明する第2図である。

[図10]本発明の各実施形態における予測モデル作成装置のハードウェア構成の一例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0013] <第一実施形態>

以下、本発明の第一実施形態による測位誤差の予測方法について図1～図4を参照して説明する。

(構成)

図 1 は、本発明の第一実施形態における予測モデル作成装置の一例を示す図である。図 1 に示すように予測モデル作成装置 10 は、データ取得部 11 と、予測モデル作成部 12 と、記憶部 13 と、を備える。

[0014] データ取得部 11 は、任意の地点における衛星測位システムの測位誤差の確率分布を予測する予測モデル M の作成に必要な学習データを取得する。学習データには、例えば、複数の地点のそれぞれについて、その地点の地形の特徴を示す地形特徴データ、その地点を車両で走行したときの速度データ、その地点を複数回走行した際の測位誤差ごとの観測回数、全走行回数（全観測回数）などの情報が含まれている。

[0015] 予測モデル作成部 12 は、正確な失敗率が算出できるような衛星測位システムの測位誤差の確率分布を予測する予測モデル M を作成する。予測モデル M は、例えば、測位誤差 = 2 [m] が観測される確率 “ r_2 ”、測位誤差 = 3 [m] が観測される確率 “ r_3 ”、・・・、測位誤差 = 11 [m] が観測される確率 “ r_{11} ” といった情報を出力する。予測モデル作成部 12 は、予測値算出部 121 と、評価部 122 と、更新部 123 と、を備える。

[0016] 予測値算出部 121 は、測位誤差の真の分布を推定する。予測値算出部 121 は、推定した測位誤差分布に基づいて、失敗率の予測値を算出する。後述するように失敗率の予測値は、分布として算出される。

評価部 122 は、予測モデル M が予測する測位誤差に基づいて算出された失敗率を、観測された測位誤差の分布から算出された失敗率と比較して評価を行う。本実施形態では、測位誤差ではなく、失敗率を評価関数（損失関数）として用いる。

更新部 123 は、予測モデル M に基づく失敗率に対する評価部 122 の評価に基づいて、予測モデル M のパラメータを更新する。

[0017] 記憶部 13 は、予測モデル M や各種データを記憶する。

[0018] （測位誤差について）

衛星測位システムを用いた測位では、同一地点で複数回の測位を行っても、測位誤差は一定ではなくばらつきが生じる。測位誤差とは、衛星測位シス

テムが測位した位置情報の誤差の大きさを示し、例えば、位置情報を中心、測位誤差を半径とする円の範囲で誤差が生じ得ることを示す。本実施形態では、測位誤差のばらつきを確率分布で表す。例えば、ある地点Qを車両で100回走行しながら、地点Qにおける位置情報と測位誤差を衛星測位システムから受信する。例えば、100回のうち測位誤差2[m]が30回、測位誤差3[m]が20回、・・・、測位誤差11[m]が1回観測された場合、地点Pの測位誤差が2[m]である確率は30%、3[m]である確率は20%、・・・、11[m]である確率は1%となる。本実施形態の予測モデルMは、地点Qの地形特徴データ、車両の速度などを入力すると、地点Qで観測される測位誤差の確率分布を出力する。

[0019] (失敗率の算出方法)

失敗率 f は、次の式 (1) で算出する。

$$f = f_2 \cdot r_2 + f_3 \cdot r_3 + \dots + f_{11} \cdot r_{11} \dots (1)$$

ここで、 f_k は測位誤差が k [m] のときの失敗率、 r_k は測位誤差が k [m] となる真の確率である。真の確率とは、 n_k を測位誤差が k [m] が観測された回数、観測回数の合計を N とし、 $N \rightarrow \infty$ とした際に想定される $n_k \div N$ の値である。

[0020] (測位誤差分布の推定)

r_k は一般には観測できないため、 n_k 、 N の値から推定する。 n_k ($k = 2, 3, \dots, 11$)、 N が既知である場合に、真の確率が r_k である事後確率 $p(r_2, r_3, \dots, r_{11} | n_2, n_3, \dots, n_{11})$ は、ディリクレ分布に従う。事後確率 p を以下の式 (2) に示す。

[0021] [数1]

$$p(r_2, r_3, \dots, r_{11} | n_2, n_3, \dots, n_{11}) = \frac{\Gamma(\sum_{k=2}^{11} (n_k + 1))}{\prod_{k=2}^{11} (\Gamma(n_k + 1))} \cdot \prod_{k=2}^{11} (r_k^{n_k + 1}) \dots (2)$$

[0022] (失敗率の真値)

事後確率 p がディリクレ分布に従うので、失敗率も分布を持ち、その分布

は、以下の式（３）で算出することができる。

$$f = \int (f_2 \cdot r_2 + f_3 \cdot r_3 + \dots + f_{11} \cdot r_{11}) \times p(r_2, r_3, \dots, r_{11} | n_2, n_3, \dots, n_{11}) dr_2 dr_3 \dots dr_{11} \dots (3)$$

予測値算出部１２１は、式（２）を用いて真の測位誤差分布の推定値を算出し、式（３）によって失敗率の観測値を算出する。さらに本実施形態では、失敗率の真値を式（３）で算出される f と仮定し、予測モデル M が予測する測位誤差の確率分布と式（１）から算出される失敗率 f_{pred} を、式（３）で算出される f に基づいて評価する。

なお、式（２）ではディリクレ分布によって測位誤差の分布を推定したが、ディリクレ分布ではなく２項分布の積によって算出してもよい。

[0023]（評価関数）

予測モデル M が予測する測位誤差の確率分布と式（１）から算出される失敗率を f_{pred} とすると、 f_{pred} の評価値 L を以下の式（４）のように、観測結果から式（３）によって推定される失敗率の事後確率の、予測値近傍での累積確率とする。ここで、式（４）の b は、失敗率の許容誤差である。

[0024] [数２]

$$L = \int_{f_{pred}-b}^{f_{pred}+b} f dr_2 dr_3 \dots dr_{11} \dots (4)$$

[0025] 更新部１２３は、式（４）の評価値 L が最大化するように、予測モデル M のパラメータを調整する。予測モデル M には、再起型ニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network: RNN) を用いることができる。予測モデル M への入力変数として、地形特徴データ、速度データ等を用いる。評価値 L を最大化する際には、予測値算出部１２１は、確率をそのまま扱うのではなく、マルコフ連鎖モンテカルロ (Markov Chain Monte Carlo: MCMC) 法などにより、事後確率 p の分布に従って乱数を生成して複数の r_k ($k = 2 \sim 11$) の組みを生成し、生成された r_k の組みを用いて失敗率の分布を算出する。更新部

1 2 3 は、この失敗率の分布に基づいてパラメータの調整を行う。

[0026] 次に図 2、図 3 を用いて予測モデル M の作成方法について説明する。

図 2、図 3 は、それぞれ、本開示の予測モデルの作成方法を説明する第 1 の図、第 2 の図である。図 2 は全観測回数が少ない場合、図 3 は全観測回数が多い場合の図である。

図 2 (a) は、測位誤差観測回数空間を示すグラフである。 n_2 、 n_3 はそれぞれ、測位誤差 2 [m] が観測された回数、測位誤差 3 [m] が観測された回数を示す。説明の便宜のため、 $n_2 \sim n_{11}$ のうちの n_2 、 n_3 を取り出して図示している。このことは、以下においても同様である。図 2 (b) は、測位誤差分布空間を示すグラフである。 r_2 、 r_3 はそれぞれ、測位誤差 2 [m] が観測される確率、測位誤差 3 [m] が観測される確率を示す。

[0027] 図 2 (a) の点 X_{12} は、測位誤差 2 [m] が観測された回数が n_2 で、且つ、測位誤差 3 [m] が観測された回数が n_3 であることを示している。図 2 (b) の分布 Y_{12} は、観測回数が点 X_{12} の値の組合せとなるための測位誤差の真の事後確率の分布を示す。つまり、分布 Y_{12} は、点 X_{12} の場合の式 (2) によるディリクレ分布を示す。図 2 は全観測回数が少ないため、次に説明する図 3 の場合と比較して、分布 Y_{12} の広がり大きい。図 2 (b) の点 Z_{12} は、観測回数が n_2 且つ n_3 の場合の、学習中の予測モデル M による確率分布 (確率 r_2 、 r_3) の予測値を示す。ここで、予測値 Z_{12} は分布 Y_{12} の中心から離れているが、観測回数が少なく事後分布の広がり大きいことから一定程度確からしい予測であると評価される。

[0028] 図 2 (c) に、測位誤差の事後分布から算出される失敗率 (観測失敗率) の分布 W を示すグラフと、予測モデル M による予測値 Z_{12} に基づく失敗率 $f_{p, red}$ を示す。図 2 (c) の縦軸は確率、横軸は失敗率を示す。予測値算出部 121 は、真の事後分布 Y_{12} に基づいて、MCMC 等の方法によってディリクレ分布に従う乱数として多数の (r_1 , r_2 , $\dots$, r_{11})、つまり、ディリクレ分布に従う測位誤差分布を生成する。予測値算出部 121 は、生成した測位誤差分布と、式 (3) から観測失敗率の分布を示すグラフ W を算出す

る。評価部122は、図2(b)の予測値 Z_{12} と式(1)から失敗率 f_{pred} を算出する。図2(c)の幅 b は、観測回数に応じた、または、所定の許容幅を示し、式(4)の b に相当する。斜線を記した領域 L_w の大きさは、予測の正しさに対する評価値を示し、式(4)の L に相当する。評価部122は、予測値 Z_{12} から算出された失敗率 f_{pred} の近傍に、観測失敗率の分布 W がどの程度の集まるかによって予測値 Z_{12} の正しさの評価を行う。更新部123は、グラフ W と失敗率の座標軸で形成される領域のうち、予測値 Z_{12} に基づく失敗率 f_{pred} を中心とする b の幅に含まれる領域 L_w が大きくなるように予測モデル M のパラメータ(RNN のネットワークの係数)を学習する。

[0029] 図3(a)に観測回数が多い場合の測位誤差観測回数空間を示す。 n_2 、 n_3 はそれぞれ、測位誤差2[m]、3[m]が観測された回数であるが、図(a)の場合よりも全観測回数が多い。この場合、図3(b)の測位誤差分布空間では、測位誤差分布 Y_{12} の広がり小さくなる。これは、観測回数の増加により、測位誤差分布 Y_{12} がより真の分布に近づき収束したことを示している。図3(b)の点 Z_{12} は、予測モデル M による予測値である。図2(c)を用いて説明したように、予測値算出部121は、図3(b)の測位誤差分布 Y_{12} に基づいて生成された乱数と式(3)を用いて、図3(c)に示す観測失敗率の分布 W を算出する。評価部122は、図3(b)の予測値 Z_{12} と式(1)を用いて、図3(c)に示す失敗率 f_{pred} を算出する。図3(c)に示すように、全観測回数が多い場合、測位誤差分布 Y_{12} の広がりの低下に合わせて、観測失敗率の分布 W の幅 W_h も狭くなる。図3(c)の例では、分布 W の期待値 W_c と予測値に基づく失敗率 f_{pred} の距離が離れていて、失敗率 f_{pred} が分布 W の幅 W_h の外にあるため、領域 L_w の大きさが図2(c)の場合と比較して小さい。仮に、失敗率 f_{pred} が分布 W の期待値 W_c 付近となれば、分布 W の幅 W_h は、許容幅 b 内に含まれることとなり、領域 L_w の面積(式(4)の評価値 L)は最大となる。このような状態となるときの予測値 Z_{12} が目標とする予測値であり、予測モデル作成部12は、このよ

うな予測値を算出する予測モデルMを作成する。例えば、地形の特徴が異なる地点Q1と地点Q2で観測された測位誤差などを学習データとして予測モデルMを作成し、地点Q1での観測回数が少なく、地点Q2での観測回数が多い場合、予測モデル作成部12は、地点Q1の地形特徴データが入力されたときには、図2(c)に例示するような広がりを持った分布Wの期待値 W_c と失敗率 f_{pred} が一定程度離れていることが許容され、且つ、地点Q2の地形特徴データが入力されたときには、図3(c)に例示するような狭い分布Wの期待値 W_c と失敗率 f_{pred} が近づくような予測値を出力する予測モデルを作成する。

[0030] 次に予測モデル作成処理の流れについて説明する。

図4は、本開示の予測モデル作成処理の一例を示すフローチャートである。

まず、データ取得部11が、学習データを取得する(ステップS11)。例えば、データ取得部11は、複数の地点のそれぞれについて、その地点の地形特徴データ、車両の速度、対象地点を複数回通過した際に観測された測位誤差の大きさとその観測回数、全観測回数を取得する。地形特徴データとは、例えば、対象地点を中心として各方向に存在する建物の数やその高さ、車両が走行した経路(道路の形状)などである。地形特徴データ、車両の速度は何れも対象地点での衛星測位システムからの信号の受信に影響を及ぼす要素である。地形特徴データは、3次元の地図データを解析して得ることができる。車両の速度と測位誤差については、同一の対象地点について、実際に車両を同一方向に同一の速度で複数回走行させ、そのときの速度、衛星測位システムから取得した位置情報、測位誤差情報を記録することによって得ることができる。本実施形態では、地形特徴データ、車両の速度と、測位誤差ごとの観測回数、全観測回数を1組みの学習データとする。例えば、ある地点を10回走行して、測位誤差2[m]が5回、3[m]が3回、4[m]が2回観測された場合、測位誤差ごとの観測回数とは、「測位誤差2[m]が5回、3[m]が3回、4[m]が2回」という情報であり、全観測回

数は10回である。データ取得部11は、様々な地形の特徴を有する複数の地点について、学習データを取得し、記憶部13に記録する。

- [0031] 次に予測モデル作成部12が、記憶部13に記録された学習データの中から複数組みを選択する(ステップS12)。次に予測モデル作成部12は、選択した学習データのそれぞれについて、地形特徴データと車両の速度を取得して、学習中の予測モデルMに入力する。予測モデルMは、入力された地形特徴データと車両の速度に対応する測位誤差分布を予測する(ステップS13)。例えば、予測モデルMは、地形特徴データと車両の速度が含まれる「北の方向に高さ20mの建物等が存在し、その建物の南側を西から東へ通る道路を、西から東へ時速40kmで走行する」という入力パラメータを取得すると、同様の地形の特徴を有する地点を同じ条件で走行した際に、実際に観測される測位誤差の確率分布に近い値を出力する。
- [0032] 次に予測モデル作成部12は、予測値(測位誤差の確率分布)の評価を行う(ステップS14)。上述のとおり、本開示では、予測モデルMが出力する測位誤差の確率分布と、実際に観測された測位誤差の確率分布との差を評価するのではなく、失敗率を用いて予測値の評価を行う。具体的には、まず、予測値算出部121が、学習データの各測位誤差の観測回数と全観測回数、式(2)を用いてディリクレ分布(図2(b)、図3(b)の Y_{12})を算出する。次に予測値算出部121は、ディリクレ分布に基づく乱数を発生させ、乱数と式(3)を用いて、観測失敗率の分布(図2(c)、図3(c)の W)を算出する。次に評価部122が、学習中の予測モデルMがステップS13で予測した予測値(図2(b)、図3(b)の Z_{12})と式(1)により、予測値に基づく失敗率 f_{pred} (図2(b)、図3(b)の f_{pred})を算出する。そして、評価部122は、式(4)により、評価値 L (図2(c)、図3(c)の L_w)を算出する。
- [0033] 次に更新部123が、評価値 L を最大化するように予測モデルMのパラメータを更新する(ステップS15)。次に予測モデル作成部12は、終了条件が成立するかどうかを判定する(ステップS16)。例えば、予測モデル

作成部 12 は、評価値 L の値が所定の目標値に達したら終了条件が成立すると判定する。あるいは、予測モデル作成部 12 は、学習の回数（ステップ S 12 ～ S 15 の実行回数）が所定の閾値に達したら終了条件が成立すると判定する。終了条件が成立しない場合（ステップ S 16 ; No）、予測モデル作成部 12 は、ステップ S 12 からの処理を繰り返す。終了条件が成立する場合（ステップ S 16 ; Yes）、予測モデル作成部 12 は、予測モデル M の作成処理を終了する。予測モデル作成部 12 は、学習済みの予測モデル M を記憶部 13 に記録する。

[0034] 本実施形態によれば、失敗率を評価関数の指標とすることにより、走行する道路を正しく認識することができるかを適切に評価することができる測位誤差の予測モデルを作成することができる。

なお、上記例では、地形特徴データと車両の速度を入力すると測位誤差の確率分布を予測する予測モデル M を作成することとしたが、予測モデル作成部 12 は、地形特徴データを入力すると測位誤差の確率分布を予測する予測モデル M を作成するように構成されていてもよい。このことは、第二実施形態についても同様である。

[0035] <第二実施形態>

次に図 5 ～ 図 7 を参照して、第二実施形態における予測モデル作成装置について説明する。

図 5 は、本開示の第二実施形態における予測モデル作成装置の一例を示す図である。予測モデル作成装置 10A は、データ取得部 11 と、予測モデル作成部 12 と、記憶部 13 と、信頼性評価部 14 と、を備える。第一実施形態と同様の構成については説明を省略する。

[0036] 信頼性評価部 14 は、予測モデル M によって予測された測位誤差の確率分布の信頼性について評価する。信頼性評価部 14 は、（１）モデルの不確かさに基づく信頼性の評価と、（２）学習時の全観測回数に基づく信頼性の評価の何れか又は両方を実行する。

[0037] （１）モデルの不確かさに基づく信頼性の評価

予測モデルMがRNN等のネットワークの場合、信頼性評価部14は、ネットワークの要素の一部を故意に欠落させるドロップアウトと呼ばれる手法を適用する。例えば、信頼性評価部14は、所定回数だけ、その都度、異なるネットワークのドロップアウトを行い、同じ入力に対して、ドロップアウト適用済みの予測モデルMが出力する予測値を記録する。信頼性評価部14は、予測モデルMが出力した予測値のばらつきを評価する。ばらつきが大きい場合、予測モデルMによって予測された測位誤差の確率分布の信頼性は低く、ばらつきが小さければ、信頼性は高いと評価する。

[0038] (2) 学習時の全観測回数に基づく信頼性の評価

図3(c)を用いて説明したように、学習時に、全観測回数が多い場合は予測値 f_{pred} が観測失敗率の分布Wと離れていると評価値Lが大きく低下する。反対に、図2(c)を用いて説明したように、全観測回数が少ない場合には予測値 f_{pred} が観測失敗率の分布Wと離れていても、分布Wの広がりが大きいため、評価値Lの低下が小さい。この性質を利用して、学習時の観測回数に基づく信頼性の評価として式(2)のディリクレ分布を用いる。ただし、予測モデルMの作成後は、予測値に対応した n_k ($k=2, 3, \dots, 11$)が存在しないため、 $n_k = N \times r_k$ においてディリクレ分布を算出する。信頼性評価部14は、ディリクレ分布の広がり大きい場合、予測モデルMによって予測された測位誤差の確率分布の信頼性は低く(全観測回数が少ない)、広がりが小さければ(全観測回数が多い)、信頼性は高いと評価する。

[0039] 図6は、本開示の第二実施形態における予測モデルの評価方法について説明する図である。

図6(a)～図6(c)は、全観測回数が多い場合の評価処理を説明する図である。図6(a)は、特徴量空間を示す。特徴量とは予測モデルに入力するパラメータである。点 H_1 は、特徴量 g_1 (例えば、地形の特徴量)の値が G_1 で、特徴量 g_2 (例えば、車両の速度)の値が G_2 である入力パラメータを示す。図6(b)は、測位誤差分布空間を示す。点 I_1 は、点 H_1 の入力

パラメータを、学習済みの予測モデルMに入力した時の出力、つまり測位誤差の確率分布を示す。分布 J_1 は、ドロップアウト適用時に発生したばらつき、または、全観測回数に応じたばらつき、または、その両方を示す。信頼性評価部14は、学習済みの予測モデルMにドロップアウトを適用して、点 H_1 の入力パラメータを入力したときの予測値を、記憶部13に記録する。信頼性評価部14は、 I_1 が示す $r_2, r_3, \dots, r_{11}$ （それぞれ、測位誤差 $= 2, 3, \dots, 11$ [m] が観測される確率）と、予測モデル作成時の観測回数の合計値 N （ N は既知である。）を用いて、 $n_k = N \times r_k$ （ $k = 2 \sim 11$ ）を算出する。そして、信頼性評価部14は、 n_k, r_k, N 、と式（2）により $2 \sim 11$ [m] の各測位誤差がそれぞれ n_k 回（ $k = 2 \sim 11$ ）ずつ観測されるときの測位誤差の事後確率の分布（ディリクレ分布）を算出する。信頼性評価部14は、算出した事後確率の分布を、記憶部13に記録する。分布 J_1 は、ドロップアウト適用時に記録した予測値をプロットしたもの、算出した事後確率の分布、の何れか又は両方である。分布 J_1 に基づいて、観測失敗率の分布 W_1 を算出すると図6（c）のような分布が得られる。

[0040] 図6（d）～図6（e）は、全観測回数が少ない場合の評価処理を説明する図である。図6（d）は特徴量空間を示し、図6（e）は測位誤差分布空間を示す。点 I_2 は、点 H_2 の入力パラメータを、学習済みの予測モデルMに入力した時の予測値である。予測値 I_2 についての分布 J_2 は、ドロップアウト適用時に発生したばらつき、または、全観測回数に応じたばらつき、または、その両方を示す。信頼性評価部14は、図6（b）で説明した処理と同様の処理を行って、図6（e）の分布 J_2 を算出する。分布 J_2 に基づいて、観測失敗率の分布 W_2 を算出すると図6（f）のような分布が得られる。

[0041] 信頼性評価部14は、分布 J_1 、分布 J_2 の広がり的大小に基づいて予測値の信頼性を評価する。例えば、信頼性評価部14は、分布 J_1 、分布 J_2 の面積と所定の閾値を比較して、分布 J_1 の面積が閾値未満であることに基づいて、予測モデルMが予測した予測値 I_1 は信頼性が高いと評価する。例えば、信頼性評価部14は、分布 J_2 の面積が閾値以上であることに基づいて、予測

モデルMが予測した予測値 l_2 は信頼性が高いと評価する。

[0042] 次に予測値の評価処理の流れについて説明する。

図7は、本開示の第二実施形態における予測モデルの評価処理の一例を示すフローチャートである。

まず、信頼性評価部14は、モデルの不確かさに基づく信頼性の評価を行う（ステップS21）。信頼性評価部14は、ある予測値に関して、その予測値が得られたときの入力パラメータ n 値を、ドロップアウトを適用した予測モデルMに入力し、予測値を取得する。信頼性評価部14は、ドロップアウトするネットワークを変えて同様の処理を複数回行い、予測値のばらつきを算出する。

次に信頼性評価部14は、学習時の全観測回数に基づく信頼性の評価を行う（ステップS22）。信頼性評価部14は、評価対象の予測値 f_{pred} に関して、 $n_k = N \times r_k$ を算出し、式（2）から事後確率の分布を算出する。

次に信頼性評価部14は、予測値を評価する（ステップS23）。信頼性評価部14は、ステップS21、S22で得られた分布の大きさに基づいて、予測値の信頼性を評価する。

[0043] 本実施形態によれば、第一実施形態の効果に加え、学習済みの予測モデルMによって予測された予測値の信頼性を評価することができる。例えば、予測値の信頼性が低い場合、図6（f）に示すように、その予測値に基づいて算出される失敗率の分布 W_2 は一定以上の広がりを持つ。このような場合、分布 W_2 の広がりをみて、「この地点は、失敗率が不確定で道路の誤認識の可能性があるため、道路課金に関する処理を行わない方がよい」等の判断を行うことができる。

[0044] 図10は、本開示の各実施形態における予測モデル作成装置のハードウェア構成の一例を示す図である。

コンピュータ900は、CPU901、主記憶装置902、補助記憶装置903、入出力インタフェース904、通信インタフェース905を備える例えばPC（Personal Computer）、サーバ端末装置などである。上述の予測

モデル作成装置 10, 10A は、コンピュータ 900 に実装される。そして、上述した各処理部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置 903 に記憶されている。CPU 901 は、プログラムを補助記憶装置 903 から読み出して主記憶装置 902 に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。CPU 901 は、プログラムに従って、記憶部 13 に対応する記憶領域を主記憶装置 902 に確保する。CPU 901 は、プログラムに従って、処理中のデータを記憶する記憶領域を補助記憶装置 903 に確保する。

[0045] 少なくとも 1 つの実施形態において、補助記憶装置 903 は、一時的でない有形の媒体の一例である。一時的でない有形の媒体の他の例としては、入出力インタフェース 904 を介して接続される磁気ディスク、光磁気ディスク、CD-ROM、DVD-ROM、半導体メモリ等が挙げられる。このプログラムが通信回線によってコンピュータ 900 に配信される場合、配信を受けたコンピュータ 900 が当該プログラムを主記憶装置 902 に展開し、上記処理を実行しても良い。当該プログラムは、前述した機能の一部を実現するためのものであっても良い。さらに、当該プログラムは、前述した機能を補助記憶装置 903 に既に記憶されている他のプログラムとの組み合わせで実現するもの、いわゆる差分ファイル（差分プログラム）であっても良い。

[0046] その他、本発明の趣旨を逸脱しない範囲で、上記した実施の形態における構成要素を周知の構成要素に置き換えることは適宜可能である。この発明の技術範囲は上記の実施形態に限られるものではなく、本発明の趣旨を逸脱しない範囲において種々の変更を加えることが可能である。

[0047] <付記>

実施形態に記載の予測モデル作成装置 10, 10A、予測モデル作成方法およびプログラムは、例えば以下のように把握される。

[0048] (1) 第 1 の態様に係る予測モデル作成装置 10, 10A は、衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成装置であって、ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データ

と、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するデータ取得部 11 と、前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデル M を作成する予測モデル作成部 12 と、前記予測モデル M が出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数（式（1））と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数（式（3））に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出する評価部 122 と、前記評価値が最適値となるように前記予測モデル M を更新する更新部 123 と、を備える。

これにより、正確な失敗率が算出可能な測位誤差を予測する予測モデル M を作成することができる。所定の関数とは、失敗率を算出する関数を示し、式（1）や式（3）が所定の関数に該当する。

[0049] （2）第2の態様に係る予測モデル作成装置 10、10A は、（1）の予測モデル作成装置 10、10A であって、前記測位誤差ごとの観測回数が、前記データ取得部 11 によって取得された前記観測回数となるための前記測位誤差の事後確率の分布と、前記関数（式（3））と、に基づいて、前記観測失敗率の分布 W を算出し、該分布 W を前記失敗率の予測値として出力する予測値算出部 121、をさらに備える。

これにより、失敗率の真の分布を算出することができる。

[0050] （3）第3の態様に係る予測モデル作成装置 10、10A は、（1）～（2）の予測モデル作成装置 10、10A であって、前記評価部 122 は、前記予測モデル M に基づいて算出された前記失敗率を中心とする所定幅 b の領域と、前記失敗率の予測値が示す分布 W が占める領域と、が重なる面積 L_w を前記評価値 L として算出し、前記更新部 123 は、前記評価値 L が最大となるように前記予測モデル M のパラメータを更新する。

これにより、正確な失敗率を算出できる予測モデル M を作成することができる。

[0051] (4) 第4の態様に係る予測モデル作成装置10Aは、(1)～(3)の予測モデル作成装置10Aであって、前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布の予測値に対する信頼性を評価する信頼性評価部14、をさらに備える。

[0052] (5) 第5の態様に係る予測モデル作成装置10Aは、(4)の予測モデル作成装置10Aであって、前記予測モデルMがニューラルネットワークで構築されている場合、前記信頼性評価部14は、所定の前記地形特徴データおよび前記移動体の速度を前記予測モデルに入力した場合の、前記予測モデルへのドロップアウトの適用時のばらつきに基づいて、前記信頼性の評価を行う。

[0053] (6) 第6の態様に係る予測モデル作成装置10Aは、(4)～(5)の予測モデル作成装置10Aであって、前記信頼性評価部14は、前記観測回数の合計値の大きさに基づく前記予測値の事後確率の分布の広がりを算出し、前記分布の広がりに基づいて、前記信頼性の評価を行う。

第4～第6の態様に係る予測モデル作成装置10Aによれば、予測モデルMの作成後であっても、予測モデルMが出力する予測値について、評価を行うことができる。

[0054] (7) 第7の態様に係る予測モデル作成方法は、衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成方法であって、ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するステップと、前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成するステップと、を有し、前記予測モデルを作成するステップでは、前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づい

て算出し、前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する。

- [0055] (8) 第8の態様に係るプログラムは、コンピュータに、衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成方法であって、ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するステップと、前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成するステップと、を有し、前記予測モデルを作成するステップでは、前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出し、前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する処理、を実行させる。

産業上の利用可能性

- [0056] 上記した予測モデル作成装置、予測モデル作成方法及びプログラムによれば、衛星を利用した測位における測位された位置の誤差の分布を推定する予測モデルを作成することができる。

符号の説明

- [0057] 10、10A 予測モデル作成装置
- 11 データ取得部
 - 12 予測モデル作成部
 - 121 予測値算出部
 - 122 評価部
 - 123 更新部
 - 13 記憶部
 - 14 信頼性評価部
 - 900 コンピュータ

- 901 CPU
- 902 主記憶装置
- 903 補助記憶装置
- 904 入出力インタフェース
- 905 通信インタフェース

請求の範囲

- [請求項1] 衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成装置であって、
- ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、
- を取得するデータ取得部と、
- 前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成する予測モデル作成部と、
- 前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出する評価部と、
- 前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する更新部と、
- を備える予測モデル作成装置。
- [請求項2] 前記測位誤差ごとの観測回数が、前記データ取得部によって取得された前記観測回数となるための前記測位誤差の事後確率の分布と、前記関数と、に基づいて、前記観測失敗率の分布を算出し、該分布を前記失敗率の予測値として出力する予測値算出部、
- をさらに備える請求項1に記載の予測モデル作成装置。
- [請求項3] 前記評価部は、前記予測モデルに基づいて算出された前記失敗率を中心とする所定幅の領域と、前記失敗率の予測値が示す分布が占める領域と、が重なる面積を前記評価値として算出し、
- 前記更新部は、前記評価値が最大となるように前記予測モデルのパラメータを更新する、
- 請求項2に記載の予測モデル作成装置。

- [請求項4] 前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布の予測値に対する信頼性を評価する信頼性評価部、をさらに備える請求項1から請求項3の何れか1項に記載の予測モデル作成装置。
- [請求項5] 前記予測モデルがニューラルネットワークで構築されている場合、前記信頼性評価部は、所定の前記地形特徴データおよび前記移動体の速度を前記予測モデルに入力した場合の、前記予測モデルへのドロップアウトの適用時のばらつきに基づいて、前記信頼性の評価を行う、請求項4に記載の予測モデル作成装置。
- [請求項6] 前記信頼性評価部は、前記観測回数の合計値の大きさに基づく前記予測値の事後確率の分布の広がりを出し、前記分布の広がりに基づいて、前記信頼性の評価を行う、請求項4又は請求項5に記載の予測モデル作成装置。
- [請求項7] 衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成方法であって、
ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するステップと、
前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成するステップと、を有し、
前記予測モデルを作成するステップでは、
前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出し、
前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する、
予測モデル作成方法。

[請求項8]

コンピュータに、

衛星測位システムが測位した位置の誤差を示す測位誤差を予測する予測モデルを作成する予測モデル作成方法であって、

ある地点の地形の特徴を示す地形特徴データと、前記地点を移動体で複数回通過したときに前記衛星測位システムが観測した前記移動体の位置に対する前記測位誤差および前記測位誤差ごとの観測回数と、を取得するステップと、

前記地形特徴データを入力すると、前記測位誤差の確率分布を出力する予測モデルを作成するステップと、を有し、

前記予測モデルを作成するステップでは、

前記予測モデルが出力する前記測位誤差の確率分布と、所定の関数と、に基づいて算出される、前記位置に対する誤認識が生じる可能性の大きさを示す失敗率について、前記失敗率の評価値を、前記測位誤差ごとの観測回数と前記関数に基づいて算出される観測失敗率に基づいて算出し、

前記評価値が最適値となるように前記予測モデルを更新する処理、を実行させるプログラム。