

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4807565号
(P4807565)

(45) 発行日 平成23年11月2日(2011.11.2)

(24) 登録日 平成23年8月26日(2011.8.26)

(51) Int. Cl.	F I
E O 2 B 1/00 (2006.01)	E O 2 B 1/00 Z
G O 6 Q 50/00 (2006.01)	G O 6 F 17/60 1 1 0
G O 6 Q 10/00 (2006.01)	G O 6 F 19/00 1 0 0
E O 2 B 7/20 (2006.01)	E O 2 B 7/20 1 0 5
G O 5 B 23/02 (2006.01)	G O 5 B 23/02 R

請求項の数 4 (全 27 頁)

(21) 出願番号 特願2006-24040 (P2006-24040)
 (22) 出願日 平成18年2月1日(2006.2.1)
 (65) 公開番号 特開2007-205001 (P2007-205001A)
 (43) 公開日 平成19年8月16日(2007.8.16)
 審査請求日 平成20年12月11日(2008.12.11)

(73) 特許権者 000005234
 富士電機株式会社
 神奈川県川崎市川崎区田辺新田1番1号
 (74) 代理人 100091281
 弁理士 森田 雄一
 (72) 発明者 松井 哲郎
 神奈川県横須賀市長坂二丁目2番1号 富士電機アドバンステクノロジー株式会社
 内

審査官 西田 秀彦

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 流量予測装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

河川の上流流域の雨量から下流の河川水の流量を予測する装置であり、河川の上流流域の複数地点または複数区画における雨量データと、ある雨量データが下流の河川水の流量に対して及ぼす影響度合いを複数の雨量データそれぞれについて表す初期値の加重比と、登録されている流量予測装置であって、

ある雨量データと当該雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを、時刻別に複数算出する加重比決定用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて相関係数を算出する相関係数算出手段と、

相関係数に基づいて評価値を生成し、流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高いことを表す評価値である場合に評価が高い加重比であると判定し、当該加重比を最適候補の加重比として記憶する加重比評価手段と、

当該最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する加重比決定用加重比最適化手段と、

を有し、これら加重比決定用流域平均雨量算出手段、相関係数算出手段、加重比評価手段および加重比決定用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、所定期間にわたり評価が高い加重比が判定されなかった場合に、記憶されている最適候補の加重比を流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高くなる最適な加重比と決定する加重比決定手段と、

10

20

ある雨量データと当該雨量データに係るものであって加重比決定手段で決定された最適な加重比との積を、複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを用いて流量予測モデルを構築する予測モデル構築手段と、

予測モデル構築手段で構築された流量予測モデルに対し、加重比決定手段で決定された最適な加重比による流域平均雨量データを入力して河川水の予測流量に係る予測流量データを生成する予測手段と、

を備えることを特徴とする流量予測装置。

【請求項2】

河川の上流流域の雨量から下流の河川水の流量を予測する装置であり、河川の上流流域の複数地点または複数区画における雨量データと、ある雨量データが下流の河川水の流量に対して及ぼす影響度合いを複数の雨量データそれぞれについて表す初期値の加重比と、
が登録されている流量予測装置であって、

ある雨量データと当該雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを、時刻別に複数算出する予測モデル構築用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて流量予測モデルを学習する予測モデル学習手段と、

過去の実績に係る流域平均雨量データと対応する実績の流量データとを用いて流量予測モデルにより予測して予測流量データを生成し、実績の流量データと予測流量データとの予測誤差に基づいて評価値を生成し、予測誤差が最も少ないことを表す評価値である場合に評価が高い流量予測モデルおよび加重比であると判定し、当該流量予測モデルおよび当該加重比を最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比として記憶する予測モデル・加重比評価手段と、

最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する予測モデル構築用加重比最適化手段と、

を有し、これら予測モデル構築用流域平均雨量算出手段、予測モデル学習手段、予測モデル・加重比評価手段および予測モデル構築用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、繰り返しを終了して最後に記憶されている最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比を予測誤差が最も少なくなる最適な流量予測モデルおよび最適な加重比と決定する予測モデル構築手段と、

予測モデル構築手段で構築された最適な流量予測モデルに対し、予測モデル構築手段で決定された最適な加重比による流域平均雨量データを入力して河川水の予測流量に係る予測流量データを生成する予測手段と、

を備えることを特徴とする流量予測装置。

【請求項3】

河川の上流流域の雨量から下流の河川水の流量を予測する装置であり、河川の上流流域の複数地点または複数区画における雨量データと、ある雨量データが下流の河川水の流量に対して及ぼす影響度合いを複数の雨量データそれぞれについて表す初期値の加重比と、
が登録されている流量予測装置であって、

ある雨量データと当該雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを、時刻別に複数算出する加重比決定用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて相関係数を算出する相関係数算出手段と、

相関係数に基づいて評価値を生成し、流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高いことを表す評価値である場合に評価が高い加重比であると判定し、当該加重比を最適候補の加重比として記憶する加重比評価手段と、

当該最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する加重比決定用加重比最適化手段と、

を有し、これら加重比決定用流域平均雨量算出手段、相関係数算出手段、加重比評価手

10

20

30

40

50

段および加重比決定用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、所定期間にわたり評価が高い加重比が判定されなかった場合に、記憶されている最適候補の加重比を流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高くなる加重比と決定する加重比決定手段と、

ある雨量データと当該雨量データに係るものであって加重比決定手段で決定された加重比との積を、複数地点または複数区画について総和して流域平均雨量データとし、当該流域平均雨量データを時刻別に複数算出する予測モデル構築用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて流量予測モデルを学習する予測モデル学習手段と、

過去の実績に係る流域平均雨量データと対応する実績の流量データとを用いて流量予測モデルにより予測して予測流量データを生成し、実績の流量データと予測流量データとの予測誤差に基づいて評価値を生成し、予測誤差が最も少ないことを表す評価値である場合に評価が高い流量予測モデルおよび加重比であると判定し、当該流量予測モデルおよび当該加重比を最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比として記憶する予測モデル・加重比評価手段と、

最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する予測モデル構築用加重比最適化手段と、

を有し、これら予測モデル構築用流域平均雨量算出手段、予測モデル学習手段、予測モデル・加重比評価手段および予測モデル構築用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、繰り返しを終了して最後に記憶されている最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比を予測誤差が最も少なくなる最適な流量予測モデルおよび最適な加重比と決定する予測モデル構築手段と、

予測モデル構築手段で構築された最適な流量予測モデルに対し、予測モデル構築手段で決定された最適な加重比による流域平均雨量データを入力して河川水の予測流量に係る予測流量データを生成する予測手段と、

を備えることを特徴とする流量予測装置。

【請求項 4】

請求項 1～請求項 3 の何れか一項に記載の流量予測装置において、

前記流量予測モデルはニューラルネットワークであることを特徴とする流量予測装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、河川の上流流域の雨量に基づいて河川の下流を流れる河川水の流量を予測し、または、河川の上流流域の雨量に基づいて下水処理場・ポンプ場・系統制御所・給電指令所・ダム管理所・水力発電所等の貯水施設へ河川から流れ込む河川水の流量を予測する流量予測装置に関する。

【背景技術】

【0002】

ダムへ流入する河川水の流量やダムの上流の河川における河川水の流量の予測は、ダム運用の安全性や経済性のために非常に重要である。数時間先の流量予測は、降雨時のダム放流量を適切に行うことができ、流域の安全性確保に役立てることができる。数時間先から数日先の予測、特に翌日の予測は、発電計画を適切に立案することができ、水力エネルギーの有効利用・経済性の向上に寄与できる。

【0003】

従来、ダムの流入量の予測は、熟練運用者の経験と直感的知識により行われていることが多い。また、数時間先までの予測作業の自動化も実現されており、その例として、タンクモデル、貯留関数法、ニューラルネットワーク等を用いる様々な方法が提案され、その予測精度は向上してきている。上記のような予測手法では、ダム周辺、及びダムの上流流域の降雨状況を表す雨量を入力として、流量または流量の変化分などを出力としている。

【0004】

この場合、ダム周辺及びダム上流流域内の降雨状況は地点によって異なるため、複数地

10

20

30

40

50

点における雨量を用いる。さらに、近年では地上に設置された雨量計だけでなく、雨量レーダーによる解析結果を用いた、広範囲にわたるメッシュ雨量を用いる例もある。

なお、雨量計は広いエリア中の一地点の降雨量を計測しているに過ぎないので、局所的に降雨状況が異なると全体的な降雨状況を表すデータとはいえない。また、メッシュ雨量も範囲が細かすぎる場合がある。そこで、複数地点の雨量や複数区画のメッシュ雨量を平均化して用いることも行われている。

【0005】

ここで、雨量またはメッシュ雨量の平均化の際には、各地点において降雨が始まった時刻から予測対象のダムに流れ込む時刻までの時間（流下時間）を考慮する必要がある。これは、一般に上流の雨が降り始めてから下流のダム地点の流入量が増加するまで、数時間程度の時間遅れがあり、これは当然ながら雨量の地点によって異なるからである。

10

【0006】

例えば、上流のA地点からCダムまでの流下時間が1時間、上流のB地点からCダムまでの流下時間が2時間であるとする、下式のように1時間ずらして平均雨量データを計算する。

【0007】

【数1】

$$\text{平均雨量データ}(i) = (\text{雨量データA}(i) + \text{雨量データB}(i-1)) / 2$$

20

【0008】

これにより、流量との相関が強い平均雨量を得ることができる。雨量は一時の雨量だけでなく、過去数時間分の雨量が累積して流量となって現れるため、予測に際しては、平均雨量を過去数時間分用いる。平均雨量を何時間分用いればよいかはダムによって異なることはいうまでもない。

【0009】

また、平均化の方法として、複数の河川が存在するときには、河川ごとの平均雨量を算出して用いる方法と、全ての流域をまとめた流域平均雨量を用いる方法と、がある。

従来技術としては、例えば、特許文献1（特開2001-167078号公報、発明の名称「ダムまたは河川による流量予測方法」）が開示されており、ダムの流入量の予測に上流流域の流域平均雨量を用いる方法が開示されている。

30

また、特許文献2（特開平5-134715号公報、発明の名称「ニューラルネットワーク応用雨水流入量予測装置」）では、下水処理場やポンプ場における雨水の流入量予測方法に関するものであり、上流流域のメッシュ雨量を用いて流入量を予測する方法が開示されている。

【0010】

【特許文献1】特開2001-167078号公報（段落番号0015～0051）

【特許文献2】特開平5-134715号公報（段落番号0016～0052）

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

40

【0011】

上記特許文献1に記載の従来技術では、ダムの流入量の予測に上流流域の流域平均雨量を用いる方法が開示されており、詳しくは、上流河川の流域面積を用いて各河川の雨量を加算平均して、流域平均雨量を算出している。しかし、この方法は、明確に流域が分離可能であれば正確な流域平均雨量を計算できると考えられるが、一般的には流域の境界が明確でない。従って、流域面積を適切に設定することができず、適切な流域平均雨量の算出は困難である。また、同一流域内に複数の雨量計が存在する場合についての算出方法は開示されていない。

【0012】

さらに、メッシュ雨量について、流域面積比によって流域平均雨量を算出するという前

50

記開示技術を適用すれば、メッシュ雨量を平均し、流域平均雨量を算出する方法が考えられる。しかし、広範囲にわたるメッシュ雨量のすべてが予測対象の貯留施設の流入量または河川の流量に流入するとは限らない。すなわち、一般的な地点雨量を用いる場合は、地点雨量を用いた適切な流域平均雨量の算出が困難であるし、メッシュ雨量を用いる場合は、メッシュごとの加重比を適切に設定することが困難である。

【0013】

また、上記特許文献2に記載の従来技術では、メッシュ雨量の平均化を行わず、そのまま用いる方法がとられている。すなわち、メッシュごとに過去数時間にわたる雨量データを全て用いる方法である。この方法では、メッシュごとの加重比を明示的に考慮する必要がないが、流量予測モデルとして用いられているニューラルネットワークの入力因子の数が膨大でニューラルネットワークの構造が大規模で複雑なものになってしまう。

10

【0014】

例えば、メッシュ数が縦横5メッシュずつ、入力因子として考慮すべき時間が現在から過去4時間前までとすると、5メッシュ×5メッシュ×5時間分の125個とかなり多くの雨量データを入力することになってしまう。メッシュ数が数個程度と少なく、入力として考慮すべき時間も短い場合はよいが、一般的に入力因子数が多くなってくると、ニューラルネットワークの学習に多大な時間を要すること、入出力関係の適切な学習が困難であることから、適切な方法とはいえない。

【0015】

そこで本発明は上記課題を解決するためになされたものであり、その目的は、複数地点の雨量または複数区画の雨量（複数のメッシュ雨量）の加重比の最適化により流域平均雨量データを算出してパラメータを低減するとともに、学習効率を高めて精度良い流量予測モデルを構築し、予測精度の向上も実現する流量予測装置を提供することにある。

20

【課題を解決するための手段】

【0016】

本発明の請求項1に係る流量予測装置は、

河川の上流流域の雨量から下流の河川水の流量を予測する装置であり、河川の上流流域の複数地点または複数区画における雨量データと、ある雨量データが下流の河川水の流量に対して及ぼす影響度合いを複数の雨量データそれぞれについて表す初期値の加重比と、
登録されている流量予測装置であって、

30

ある雨量データと当該雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを、時刻別に複数算出する加重比決定用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて相関係数を算出する相関係数算出手段と、

相関係数に基づいて評価値を生成し、流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高いことを表す評価値である場合に評価が高い加重比であると判定し、当該加重比を最適候補の加重比として記憶する加重比評価手段と、

当該最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する加重比決定用加重比最適化手段と、

40

を有し、これら加重比決定用流域平均雨量算出手段、相関係数算出手段、加重比評価手段および加重比決定用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、所定期間にわたり評価が高い加重比が判定されなかった場合に、記憶されている最適候補の加重比を流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高くなる最適な加重比と決定する加重比決定手段と、

ある雨量データと当該雨量データに係るものであって加重比決定手段で決定された最適な加重比との積を、複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを用いて流量予測モデルを構築する予測モデル構築手段と、

予測モデル構築手段で構築された流量予測モデルに対し、加重比決定手段で決定された最適な加重比による流域平均雨量データを入力して河川水の予測流量に係る予測流量データを生成する予測手段と、

50

を備えることを特徴とする。

【0017】

また、本発明の請求項2に係る流量予測装置は、

河川の上流流域の雨量から下流の河川水の流量を予測する装置であり、河川の上流流域の複数地点または複数区画における雨量データと、ある雨量データが下流の河川水の流量に対して及ぼす影響度合いを複数の雨量データそれぞれについて表す初期値の加重比と、
が登録されている流量予測装置であって、

ある雨量データと当該雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを、時刻別に複数算出する予測モデル構築用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて流量予測モデルを学習する予測モデル学習手段と、

過去の実績に係る流域平均雨量データと対応する実績の流量データとを用いて流量予測モデルにより予測して予測流量データを生成し、実績の流量データと予測流量データとの予測誤差に基づいて評価値を生成し、予測誤差が最も少ないことを表す評価値である場合に評価が高い流量予測モデルおよび加重比であると判定し、当該流量予測モデルおよび当該加重比を最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比として記憶する予測モデル・加重比評価手段と、

最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する予測モデル構築用加重比最適化手段と、

を有し、これら予測モデル構築用流域平均雨量算出手段、予測モデル学習手段、予測モデル・加重比評価手段および予測モデル構築用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、繰り返しを終了して最後に記憶されている最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比を予測誤差が最も少なくなる最適な流量予測モデルおよび最適な加重比と決定する予測モデル構築手段と、

予測モデル構築手段で構築された最適な流量予測モデルに対し、予測モデル構築手段で決定された最適な加重比による流域平均雨量データを入力して河川水の予測流量に係る予測流量データを生成する予測手段と、

を備えることを特徴とする。

【0018】

また、本発明の請求項3に係る流量予測装置は、

河川の上流流域の雨量から下流の河川水の流量を予測する装置であり、河川の上流流域の複数地点または複数区画における雨量データと、ある雨量データが下流の河川水の流量に対して及ぼす影響度合いを複数の雨量データそれぞれについて表す初期値の加重比と、
が登録されている流量予測装置であって、

ある雨量データと当該雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和してなる流域平均雨量データを、時刻別に複数算出する加重比決定用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて相関係数を算出する相関係数算出手段と、

相関係数に基づいて評価値を生成し、流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高いことを表す評価値である場合に評価が高い加重比であると判定し、当該加重比を最適候補の加重比として記憶する加重比評価手段と、

当該最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する加重比決定用加重比最適化手段と、

を有し、これら加重比決定用流域平均雨量算出手段、相関係数算出手段、加重比評価手段および加重比決定用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、所定期間にわたり評価が高い加重比が判定されなかった場合に、記憶されている最適候補の加重比を流域平均雨量データと流量データとの相関が最も高くなる加重比と決定する加重比決定手段と、

ある雨量データと当該雨量データに係るものであって加重比決定手段で決定された加重

10

20

30

40

50

比との積を、複数地点または複数区画について総和して流域平均雨量データとし、当該流域平均雨量データを時刻別に複数算出する予測モデル構築用流域平均雨量算出手段と、

流域平均雨量データと当該流域平均雨量データに係る流量データとを時刻別で複数用いて流量予測モデルを学習する予測モデル学習手段と、

過去の実績に係る流域平均雨量データと対応する実績の流量データとを用いて流量予測モデルにより予測して予測流量データを生成し、実績の流量データと予測流量データとの予測誤差に基づいて評価値を生成し、予測誤差が最も少ないことを表す評価値である場合に評価が高い流量予測モデルおよび加重比であると判定し、当該流量予測モデルおよび当該加重比を最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比として記憶する予測モデル・加重比評価手段と、

10

最適候補の加重比を所定規則に基づいて変更して新たに加重比を生成する予測モデル構築用加重比最適化手段と、

を有し、これら予測モデル構築用流域平均雨量算出手段、予測モデル学習手段、予測モデル・加重比評価手段および予測モデル構築用加重比最適化手段を繰り返し機能させ、繰り返しを終了して最後に記憶されている最適候補の流量予測モデルおよび最適候補の加重比を予測誤差が最も少なくなる最適な流量予測モデルおよび最適な加重比と決定する予測モデル構築手段と、

予測モデル構築手段で構築された最適な流量予測モデルに対し、予測モデル構築手段で決定された最適な加重比による流域平均雨量データを入力して河川水の予測流量に係る予測流量データを生成する予測手段と、

20

を備えることを特徴とする。

【0019】

また、本発明の請求項4に係る流量予測装置は、

請求項1～請求項3の何れか一項に記載の流量予測装置において、

前記流量予測モデルはニューラルネットワークであることを特徴とする。

【発明の効果】

【0020】

以上のような本発明によれば、複数地点の雨量または複数区画の雨量（複数のメッシュ雨量）の加重比の最適化により流域平均雨量データを算出してパラメータを低減するとともに、学習効率を高めて精度良い流量予測モデルを構築し、予測精度の向上も実現する流量予測装置を提供することができる。

30

【発明を実施するための最良の形態】

【0021】

以下、本発明の最良の形態の流量予測装置について図を参照しつつ説明する。図1は、本形態の流量予測装置の構成図である。

流量予測装置1は、入力手段10、出力手段20、記録媒体読書手段30、データ発信手段40、データ収集手段50、データ蓄積手段60、加重比決定手段70、予測モデル構築手段80、予測手段90を備えている。

【0022】

入力手段10は、手入力を行うキーボードである。

40

出力手段20は、ディスプレイやプリンタなどであり、各種データ表示・印刷も行う。

記憶媒体読書手段30は、FD（Flexible Disc）、MO（Magnet Optical Disc）、USBメモリなどの記憶媒体に対して情報の読み書きを行う装置である。

データ発信手段40は、ネットワーク2と接続するための手段であり、データ蓄積手段60からデータ発信手段40・ネットワーク2を経由して、外部へ情報の出力を行うことができるようになっている。

【0023】

データ収集手段50は、監視制御システム、複数地域にある雨量計または気象情報会社などからネットワーク2を介して各種データを取得する手段であり、さらに雨量データ収集手段51、流量データ収集手段52を備える。

50

雨量データ収集手段51は、過去、現在および未来の雨量データを収集する手段である。まず、過去および現在の雨量データについて説明する。ここでいう過去および現在の雨量データとは、例えば、各地域に独自で設置した雨量計などの計測装置・センサから収集整理して入力された雨量データであったり、または、雨量レーダーによる解析結果を用いた所定区画内のメッシュ雨量を表す雨量データである。雨量データにはどこの雨量であるかを表す場所データも付加されており、時刻データ、雨量データおよび場所データが関連付けられて登録される。また、過去および現在の実績についての雨量データは、気象情報サービス会社からネットワーク2を介して配信される雨量データを用いるようにしても良い。この雨量データも時刻データ、雨量データおよび場所データが関連付けられて登録される。

10

【0024】

雨量データの詳細としては、特に晴、小雨、大雨、台風、というように雨量が異なる天候時の前後の一定期間の連続する雨量データが登録されるものとする。また、小雨から大雨へというように雨量・流量が変化する期間のうち一定期間の連続する雨量データも登録されているものとする。さらに、月日を変えて小雨・大雨等の降雨条件が異なるような雨量データも登録されているものとする。これら過去および現在の雨量データは図3、図4、図5、図7で示すようにデータ蓄積手段60の雨量データベース62に蓄積される。

【0025】

この雨量データについて、例えば、図2で示すようなモデルを想定して説明する。図2は河川モデルにおける雨量データおよび流量データを説明する説明図である。

20

このモデルでは、上流において支流1, 2, ..., i, ..., nが本流に入り込み、下流の予測対象100(例えば貯水施設)へ流量Qの水が流れ込むようなモデルである。これら支流の各流域付近に雨量計1, 2, ..., i, ..., nを配置し、この雨量計から出力される雨量データR(1), R(2), ..., R(i), ..., R(n)を収集する。必要な雨量データとしては、ある時刻における全ての箇所の雨量データR(1), ..., R(n)を一組とし、さらに時刻別に複数組みのデータを求めるものである。

なお、雨量に加え、例えば天候(晴、雨、曇、雪)、気温、湿度、日照量等も含む気象データを収集してももちろん良い。

【0026】

次に未来の雨量データについて説明する。これは未来の気象予報も収集し、気象予報に含まれる雨量データを収集する。この予測に係る雨量データは、気象情報サービス会社から気象予報を受信して得た気象データに含まれるものであり、ある箇所・ある時刻における予測雨量を表す雨量データである。未来の雨量データも、図3、図4、図5、図7で示すようにデータ蓄積手段60の雨量データベース62に蓄積される。雨量データは過去・現在・未来という一連のデータが蓄積される。

30

【0027】

流量データ収集手段52は、予測対象である河川の流量データを収集する手段である。流量データは、図2で示すように、予測対象100へ流れ込む河川本流の流量Qを表すデータである。流量データは、例えば、予測対象100付近の河川に設置した流量計や監視システムから所定期間毎または常時入力される。この流量計や監視システムは、ネットワーク2を介して接続されるような流量計である。この流量データは、時刻データが関連付けられて登録される。これら過去および現在の流量データは図3、図4、図5、図7で示すようにデータ蓄積手段60の流量データベース63に蓄積される。

40

【0028】

これら雨量データおよび流量データについてはデータ蓄積手段60に保存し、日々更新してこれらデータを蓄積していくようにしても良い。このデータ蓄積手段60では計測時刻・季節・雨量の程度が特定できる特定データを主キーとして雨量データおよび流量データが関連付けられて登録されたデータベースとしても良い。なお、データ蓄積手段60には他にも複数のデータが登録されているが、後述する。

【0029】

50

加重比決定手段70は、上流の複数地点または複数区画における過去の雨量データを雨量データベース62から読み出し、また、流量データベース63から過去の流量データを読み出し、これらのような雨量データおよび流量データに基づいて、ある箇所の雨量データが下流の流量に対して及ぼす影響度合いを複数箇所の雨量データそれぞれについて表す加重比を決定する手段である。ここに加重比を決定するとは、雨量の増減が下流の流量の増減に大きく影響を及ぼす箇所の雨量データの加重比を大きくし、また、雨量の増減が下流の流量の増減に小さく影響を及ぼす箇所の雨量データの加重比を小さくする、ことである。

続いて加重比を用いる理由について説明する。先に雨量データを収集したが、流域の複数地点や複数区画にわたるため、予測に用いる雨量データも複数扱うこととなり、このままではパラメータ数が多すぎるといった問題があった。さらにパラメータ数が多いと複雑な流量予測モデルとなってモデル構築や流量予測に時間や手間を要するという問題もあった。そこで、特に流量に対して影響度の高い箇所の雨量データの加重を低く、また、流量に対して影響度の高い箇所の雨量データの加重を高くした流域平均雨量データとして表すものである。この流域平均雨量データは、流域平均雨量データの増減と流量の増減とが関連するため、流量に対して影響度が高いパラメータである。さらに流域平均雨量データ自体は複数地点における複数の雨量データを合わせたパラメータであるため、パラメータ数を少なくしており、流域平均雨量データを用いることで流量予測モデルの構築時や流量予測時において時間や手間を少なくすることができる。

【0030】

加重比決定手段70は、詳しくは、図3の加重比決定手段の構造図で示すように、加重比決定用流域平均雨量算出手段71、相関係数算出手段72、加重比評価手段73、加重比決定用加重比最適化手段74を備える。そして、データ蓄積手段60が備える加重比データベース61、雨量データベース62、流量データベース63の各データが読み出されて用いられる。加重比データベース61は、最適化途中の加重比および最適化された加重比が登録される。雨量データベース62は、雨量データのうち特に過去の雨量データが用いられる。流量データベース63は、流量データのうち特に過去の流量データが用いられる。

【0031】

まず、加重比決定用流域平均雨量算出手段71は、加重比データベース61から加重比を読み出し、また、雨量データベース62から過去のある時刻の雨量データを複数箇所について読み出して、流域平均雨量データを算出する。この流域平均雨量データは、後述するが上流のある地点またはある区画における雨量データとこの雨量データに係る加重比との積を複数地点または複数区画について総和したものである。この加重比の初期値は適当な値（但し総和は1.0である）である。

【0032】

なお、図2で示すように、雨量 $R(1)$ 、 $R(2)$ 、 \dots 、 $R(i)$ 、 \dots 、 $R(n)$ が下流の流量 Q に表れるまでの流下時間は、上流側と下流側とで異なるためいずれも相違しており、それぞれ時間遅れが生じている。流域1の雨量 $R(1)$ が下流の流量 Q に現れるまでの流下時間を a_1 、 \dots 、流域 i の雨量 $R(i)$ が下流の流量 Q に現れるまでの流下時間を a_i 、 \dots 、流域 n の雨量 $R(n)$ が下流の流量 Q に現れるまでの流下時間 a_n とする。このように下流では過去の雨量に影響される。

【0033】

これら雨量 $R(1)$ 、 $R(2)$ 、 \dots 、 $R(i)$ 、 \dots 、 $R(n)$ には加重比が乗算される。加重比は $w(1)$ 、 $w(2)$ 、 \dots 、 $w(i)$ 、 \dots 、 $w(n)$ である。雨が降っても河川に少ししか流れ込まない地域では雨量 $R(i)$ の影響は小さいため加重比 $w(i)$ は小さく、また、雨が降ると河川に多く流れ込む地域では雨量 $R(i)$ の影響は大きいいため加重比 $w(i)$ は大きくなる。この場合、加重比 $w(1)$ 、 \dots 、 $w(i)$ 、 \dots 、 $w(n)$ の総和が1.0を満たすように配慮する。加重比の値は、例えば、0か定数 a かの2値としてもよい。この場合では、加重比が0の場合は雨量を使わない、加重

10

20

30

40

50

比が a の場合は雨量を使うことを表す。例えば、n = 6 で w (1) = 0 . 2 5、w (2) = 0 . 2 5、w (3) = 0 . 2 5、w (4) = 0 . 2 5、w (5) = 0、w (6) = 0 . 2 5 というようになる。この場合でも w (1)、⋯、w (i)、⋯、w (n) の総和が 1 . 0 を満たすようにする。

【 0 0 3 4 】

また、加重比の値は、0 から 1 までの小数の値としてもよい。この場合では、例えば、n = 6 で w (1) = 0 . 1、w (2) = 0 . 5、w (3) = 0 . 0 5、w (4) = 0、w (5) = 0 . 2、w (6) = 0 . 1 5 というような値をとる。また、例えば、n = 6 で w (1) = 0 . 0 1、w (2) = 0 . 0 1、w (3) = 0 . 0 0 5、w (4) = 0 . 0 0 5、w (5) = 0 . 0 1、w (6) = 0 . 9 6 というようになる。このように w (i) は 0 から 1 までの値を取りうるが、いずれも加重比 w (1)、⋯、w (i)、⋯、w (n) の総和が 1 . 0 を満たすように配慮する。そしてこのような流域平均雨量データを時刻別に複数算出する。ある時刻 t の流域平均雨量データを R_t とする。また、上流側のある支流の雨量 R (i) の影響が下流のある予測対象 1 0 0 の流量 Q に現れるまでに時間遅れとなる流下時間 a_i があるため、ある時刻 t の予測対象 1 0 0 に流れ込む雨量 R (i) を R (i)_{t - a_i} とする。このときにおける図 2 で示した河川モデルにおいて流域平均雨量データ R_t を数式で表すと次式のようになる。

10

【 0 0 3 5 】

【数 2】

$$R_t = (w(1) \times R(1)_{t-a_1} + \dots + w(i) \times R(i)_{t-a_i} \dots + w(n) \times R(n)_{t-a_n})$$

20

ただし、 $\sum_{i=1}^n w(i) = 1$

【 0 0 3 6 】

これにより複数箇所や複数区画の雨量を取り込んだ流域平均雨量データ R_t を取得する。そして、この流域平均雨量データ R_t は時刻 t を異ならせて複数取得する。

【 0 0 3 7 】

続いて、相関係数算出手段 7 2 は、加重比決定用流域平均雨量算出手段 7 1 から流域平均雨量データ R_t、および、流量データベース 6 3 から過去の流量データ、をそれぞれ読み出し、これら流域平均雨量データ、流量データを用いて、加重比を評価するための相関係数の算出を行う手段である。まず、相関係数 r は次式で表される。

30

【 0 0 3 8 】

【数 3】

$$r = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (R_i - \bar{R})(Q_i - \bar{Q})}{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (R_i - \bar{R})^2 \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Q_i - \bar{Q})^2}}$$

40

R_i : 時刻 i の流域平均雨量データ R

Q_i : 時刻 i の流量データ Q

\bar{R} : 流域平均雨量データ R の平均

\bar{Q} : 流量データ Q の平均

m : データ数

【 0 0 3 9 】

相関係数とは、2 つのデータの相関度合いを測る統計指標である。相関係数は - 1 r

50

+ 1 の値をとり、 $r > 0$ のとき正相関、 $r < 0$ のとき負相関、 $r = 0$ のときに無相関であることを意味する。例えばこの相関係数 r が 1 に近いとき（例えば 0.8 以上）に流域平均雨量の増減と流量の増減とは同じ傾向を示すと判断する。

【 0 0 4 0 】

加重比評価手段 7 3 は、相関係数算出手段 7 2 で算出された相関係数 r に基づいて評価が高い加重比であるか否かを判定し、評価が高いならばこの加重比（詳しくは $w(1)$, \dots , $w(i)$, \dots , $w(n)$ である）を加重比データベース 6 1 に登録する手段である。まず、この相関係数 r に基づく評価では評価関数 E を用いる。評価関数 E としては、様々な計算方法が考えられるが、一例として次式を示す。

【 0 0 4 1 】

【数 4】

$$E = r^2$$

【 0 0 4 2 】

ここで、評価関数 E に具体的な値の相関係数を入力して出力される値を評価値とし、この評価値に基づいて評価する。そして、評価値が 1 に近いときには相関係数が 1（正相関）や - 1（負相関）に近いことを表すものであって流域平均雨量データと流量データとの相関が高く評価が高い。また、評価値が 0 に近いときには相関係数が 0（無相関）に近いことを表すものであって流域平均雨量データと流量データとの相関が低く評価が低い。

つまり評価関数 E に具体的な相関係数 r を入力して得られた評価値が前よりも高い評価が得られる評価値であるか否かを判定し、評価が高い場合には流域平均雨量データは下流の流量の増減に影響が大きいパラメータとなるため、この流域平均雨量データの加重比を加重比データベース 6 1 に登録する。最初の一回は、初期値として用いた加重比を登録するが、以後は前よりも高い評価が得られるたびに加重比データベース 6 1 に加重比が書き登録される。

【 0 0 4 3 】

加重比決定用加重比最適化手段 7 4 では、加重比評価手段 7 3 により高い評価が得られた加重比に対してさらに所定規則に基づいて増減させることで変更して新たな加重比として加重比データベース 6 1 に別途登録する手段である。なお、高い評価が得られた元の加重比は加重比データベース 6 1 に残して登録されている。ここで加重比を変更する所定規則として数理計画法やメタヒューリスティック手法などの各種最適化手法を適用して加重比を変更することが可能である。適用する最適化手法の詳細については本発明の要旨ではないので省略する。

【 0 0 4 4 】

その後は、加重比データベース 6 1 に新しく追加登録した加重比を用いて、加重比決定用流域平均雨量算出手段 7 1、相関係数算出手段 7 2、加重比評価手段 7 3 を機能させて流域平均雨量データの加重比を評価し、前の評価と新しく得た評価とを比較して評価が前よりも良いならば新しい加重比を最良の加重比として加重比データベース 6 1 に書き登録し、また加重比決定用加重比最適化手段 7 4 でこの加重比に対してさらに所定規則に基づいて加重比を書き換える。以下、加重比決定用流域平均雨量算出手段 7 1、相関係数算出手段 7 2、加重比評価手段 7 3、加重比決定用加重比最適化手段 7 4 を繰り返し機能させ、最終的に評価が最も高い（相関が高い）ような加重比 $w(1)$, \dots , $w(i)$, \dots , $w(n)$ を加重比として決定する。なお、評価関数 E の評価が最高になってから所定期間にわたり評価が最高にならない場合は繰り返しを終了する。

このような流域平均雨量データは、各々の流域 i の雨量の増減に応じて下流側の流量が同じ傾向で増減するように決定される。

【 0 0 4 5 】

続いて予測モデル構築手段 8 0 によりモデル構築が行われる。

予測モデル構築手段 8 0 は、詳しくは図 4 で示すように、予測モデル構築用流域平均雨

10

20

30

40

50

量算出手段 8 1、予測モデル学習手段 8 2、予測モデル評価手段 8 3を備える。

そして、データ蓄積手段 6 0が備える加重比データベース 6 1、雨量データベース 6 2、流量データベース 6 3、予測モデルデータベース 6 4の各データが用いられる。

【0046】

流量予測モデル構築のため、既に起こった過去の実績である雨量データ、および、過去の実績である流量データが用いられる。特に晴、小雨、大雨、台風、というように雨量が異なる天候時の前後一定期間の連続する雨量データや流量データが用いられる。また、小雨から大雨へというように雨量・流量が変化する期間の一定期間の連続する雨量データおよび流量データが用いられる。さらに、月日を変えて小雨・大雨等の降雨条件が異なるような雨量データおよび流量データが用いられる。上記条件を満たしつつ複数箇所での雨量データを取得する。また、時刻が対応する流量データを取得する。

10

【0047】

まず、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1は、加重比データベース 6 1から、先に加重比決定手段 7 0により決定された評価の高い最適な加重比を読み出し、また、雨量データベース 6 2から過去の雨量データを読み出して、数 2により流域平均雨量データを算出する。さらに時刻別に複数時刻の流域平均雨量データを算出する。

【0048】

予測モデル学習手段 8 2は、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1から流域平均雨量データを読み出し、また、流量データベース 6 3から流域平均雨量データと時刻的に対応する流量データを複数読み出し、そして、この流量データおよび予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1で算出された流域平均雨量データを複数時刻について用いて流量予測モデルを構築する。

20

ここで、予測手法の詳細については本発明の要旨ではないので詳細な説明は省略するが、代表的な流量予測モデルとしては、重回帰モデル、ニューラルネットワークモデル、ファジィ推論モデル、自己回帰モデル、カルマンフィルタモデル、事例ベース推論モデルなどがある。本形態では、流量予測モデルとしてニューラルネットワークモデルを採用した場合の予測手法について簡単に説明する。ニューラルネットワークモデルは様々な文献に記載されているため、簡単に説明するに留めるが、一般に入力層、中間層、出力層からなる 3 階層ニューラルネットワーク構造を有しており、さらに、入力層、中間層、出力層の各層にはシグモイド関数で表現されたニューロンによる素子が設けられ、入力層と中間層との素子間、中間層と出力層との素子間に結合を持つ。

30

【0049】

このニューラルネットワークでは入力層における素子が入力因子に、また、出力層における素子が出力因子に、それぞれ相当する。そしてニューロン間では結合の度合いを結合係数で表しており、この結合係数は、ニューラルネットワークの素子間の結合の重みを表すための係数である。結合係数が大きければ、結合が重みを有している、つまり、必要な結合であるとされ、結合係数が小さければ、結合が重みを有していない、つまり、不要な結合であるとされる。結合係数 $w(i)$ の大きさを更新することで、入出力間の非線形関係を学習することができる。

【0050】

40

入力層素子数を n 、中間層素子数を m 、出力層素子数を 1、入力層と中間層間の結合係数を w_{ij} 、中間層と出力層間の結合係数を w_j 、入力を $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ とすると、入出力関係は以下の各式のように表される。中間層素子 j への入力は次式のようになる。

【0051】

【数 5】

$$g_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i$$

50

【 0 0 5 2 】

また、中間層素子 j の出力は次式のようになる。

【 0 0 5 3 】

【 数 6 】

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-g_j(x))}$$

【 0 0 5 4 】

また、出力層素子への入力 g は次式のようになる。

10

【 0 0 5 5 】

【 数 7 】

$$g = \sum_{j=1}^m w_{jk} y_j$$

【 0 0 5 6 】

また、出力層素子の出力 z は次式のようになる。

【 0 0 5 7 】

【 数 8 】

20

$$z = \frac{1}{1 + \exp(-g(x))}$$

【 0 0 5 8 】

このようなニューラルネットワークモデルでは、モデル構造や結合係数を変更することで非線形の入出力関係を処理することができるため、流量予測モデルとして多用されている。

このようなニューラルネットワークの各種予測モデル構築とは、複数の入力層素子（入力因子）に入力された入力値（時系列データ）に対し、出力層素子（出力因子）から所望の出力値が得られるように入力層と中間層、また、中間層と出力層との結合係数を変更することをいう。これにより結合係数が確定するものとする。

30

【 0 0 5 9 】

ニューラルネットワークの学習では学習データが必要であり、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1 で算出した過去のある時刻の流域平均雨量データと、流量データベース 6 3 から読み出した同じ時刻の流量データと少し後の時刻の流量データとを用いる。これらは入力用となるある時刻における流域平均雨量データおよび流量データ、並びに出力用となる少し後の時刻の流量データとを、複数時刻にわたり収集し、上記ニューラルネットワークの入出力データセットを複数用意して、例えば周知のバックプロパゲーション法など周知の各種の学習アルゴリズムを用いてニューラルネットワークを構築する。構築された流量予測モデルの結合係数のデータは予測モデルデータベース 6 4 に書き込まれて蓄積保存される。

40

【 0 0 6 0 】

本形態では、過去のある時刻 T から連続する流域平均雨量データ（例えば、 a 時間前、ある時刻 T 、 a 時間後という三点）やある時刻 T の流量データを入力因子とし、また、ある時刻から所定期間遅れた時刻（例えばある時刻 T から a 時間後）の流量データを出力因子として流量予測モデルを構築する手段である。本形態のニューラルネットワークによる流量予測モデルによる予測では a 時間前、現在、 a 時間未来の流域平均雨量データや現在の流量データを入力すると、 a 時間未来の流量データを得るものである。

【 0 0 6 1 】

50

そして、予測モデル評価手段 8 3 は流量予測モデルを評価する手段である。評価が低い場合には再度学習させるようにする。以下、予測モデル学習手段 8 2 および予測モデル評価手段 8 3 を繰り返し機能させて最良の流量予測モデルに近づくまで流量予測モデルを学習させる。これにより、流域平均雨量データに対応した流量予測モデルを構築する。

【 0 0 6 2 】

続いて予測手段 9 0 では、これら流量予測モデルを用いて予測を行う。

予測手段 9 0 は、詳しくは図 5 で示すように、予測用流域平均雨量算出手段 9 1、予測流量算出手段 9 2 を備えている。

まず、予測用流域平均雨量算出手段 9 1 は、加重比データベース 6 1 から、先に加重比決定手段 7 0 により決定された最適な加重比を読み出し、また、雨量データベース 6 2 から読み出した過去、現在、未来の雨量データを用いて a 時間前、現在、a 時間未来の流域平均雨量データを生成する。

10

【 0 0 6 3 】

予測流量算出手段 9 2 は、予測モデルデータベース 6 4 からの結合係数により決定される流量予測モデルを用いて、流域平均雨量算出手段 9 1 で算出された流域平均雨量データや、流量データベース 6 3 から読み出した流量データを流量予測モデルに入力して未来の予測流量データを生成する手段である。例えば、先の例では a 時間前、現在、a 時間未来の流域平均雨量データおよび現在の流量データを流量予測モデルに入力して予測流量データを得るというものである。

このようにして得られた予測流量データはデータ蓄積手段 6 0 の予測値データベース 6 5 に登録される。さらにデータ発信手段 4 0・ネットワーク 2 を介して、例えば他の端末で表示したり、出力手段 2 0 で出力させたり、記録媒体読書手段 3 0 で記録したりする。

20

【 0 0 6 4 】

以上本形態の流量予測装置 1 について説明した。本形態では上記各手段を含む一台のコンピュータとし、入力手段 1 0 をキーボード、出力手段 2 0 をディスプレイやプリンタ、記録媒体読書手段 3 0 を F D や U S B メモリ、データ蓄積手段 6 0 をハードディスクや主記憶装置とし、加重比決定手段 7 0、予測モデル構築手段 8 0、予測手段 9 0 を C P U のプログラムにより機能させるような手段としても良い。

【 0 0 6 5 】

以上説明した本発明によれば、パラメータの削減により流量予測モデルの構築時間や予測時間を短縮しコスト削減を実現することができる。また高い予測精度の予測値を得ることが可能である。従来では流域平均雨量を算出する基準がなかったが、本発明では複数の流域の雨量を流域平均雨量として単純化することにより、開発期間の短縮によるコストダウン、予測精度の高精度化が同時に実現可能である。

30

【 0 0 6 6 】

続いて先に説明した流量予測装置をさらに改良した形態について、図を参照しつつ説明する。図 6 は他の形態の流量予測装置の構成図、図 7 は他のモデル構築手段の構造図である。

流量予測装置 1 ' は、図 6 で示すように、入力手段 1 0、出力手段 2 0、記録媒体読書手段 3 0、データ発信手段 4 0、データ収集手段 5 0、データ蓄積手段 6 0、予測モデル構築手段 8 0 '、予測手段 9 0 を備えている。本形態では、図 7 で示すように改良された予測モデル構築手段 8 0 ' 内で加重比が決定されるため、加重比決定手段 7 0 をなくした構成としている。本形態では予測モデル構築手段 8 0 ' 以外は先の形態とは同じ構成であり、同じ符号を付すとともに重複する説明を省略する。予測モデル構築手段 8 0 ' は、図 7 で示すように、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1、予測モデル学習手段 8 2、予測モデル・加重比評価手段 8 4、予測モデル構築用加重比最適化手段 8 5 を備える。図 4 で示した予測モデル構築手段 8 0 と比較すると、特に図 7 では予測モデル・加重比評価手段 8 4、予測モデル構築用加重比最適化手段 8 5 が相違している。相違点に重点を置いて説明する。

40

【 0 0 6 7 】

50

まず、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1 は、加重比データベース 6 1 から加重比を読み出し、また、雨量データベース 6 2 から雨量データを読み出して、流域平均雨量データを算出する。最初は適当な初期値である加重比が読出される。

【 0 0 6 8 】

そして、この流域平均雨量データを用いて流量予測モデルを構築する。

予測モデル学習手段 8 2 は、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1 から流域平均雨量データを読み出し、また、流量データベース 6 3 からこの流域平均雨量データと時刻が対応する流量データを読み出し、そして、これら流量データおよび流域平均雨量データを用いて流量予測モデルを構築する。なお、流量予測モデルとしては、本形態ではニューラルネットワークを採用している。

10

本形態でも先の形態のように流域平均雨量データ R_t と実績の流量データ Q をニューラルネットワークの入力因子として、また、対応する時刻の流量データ Q を出力因子として、それぞれ入力して、ニューラルネットワークの学習を行なう。

【 0 0 6 9 】

予測モデル・加重比評価手段 8 4 は、学習した流量予測モデルを評価する手段である。詳しくは過去の実績に係る流域平均雨量データ R_t と対応する実績の流量データ Q とを用いて流量予測モデルにより予測して予測流量データ Q_f を生成し、実績の流量データ Q と予測流量データ Q_f との予測誤差 e を用いて評価し、評価が高い流量予測モデルおよび加重比であるか否かを判定する手段である。

まず、流域平均雨量データ R_t を用いた場合の予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との予測誤差 e を算出する。ここで添え字 i は予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との時刻を示すものとする。流量データベース 6 3 に蓄積された評価用の過去実績のある時刻 i における流量データ Q_i と、対応する時刻 i の流域平均雨量データ R_t を流量予測モデルに入力して得た予測流量データ Q_{f_i} と、を多数時刻について算出し、これら多数時刻の流量データ Q_i と予測流量データ Q_{f_i} とを用いて、ある時刻 i の予測誤差 e_i を次式により算出する。

20

【 0 0 7 0 】

【数 9】

$$e_i = \frac{Q_{f_i} - Q_i}{Q_i} \times 100$$

30

【 0 0 7 1 】

そして時刻 i を異ならせて複数時刻の予測誤差 e_i を算出する。これら予測誤差 e_i を評価関数 E に代入する。評価関数 E としては、様々な計算方法が考えられるが、一例として次式を示す。

【 0 0 7 2 】

【数 10】

$$E = \frac{1}{\sum_{i=1}^m e_i^2}$$

40

【 0 0 7 3 】

ここで、評価関数 E に具体的な予測誤差 e_i を入力して出力される値を評価値とし、この評価値に基づいて評価する。そして、評価値が大きいたまには予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との差が少ないことを表すものであって予測モデルの予測精度が高く評価が高い。また、評価値が小さいときは予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との差が多いことを表すものであって予測モデルの予測精度が低く評価が低い。

そして評価が前よりも高いか否かを判定し、評価が高くなったならば（評価値が前より

50

も大きくなったならば)学習結果となる結合係数を予測モデルデータベース64に書き換え登録する。また、評価値が高くなったときの加重比も加重比データベース61に書き換え登録する。

予測モデル構築用加重比最適化手段85では予測モデル・加重比評価手段84により評価値が高いと評価された加重比に対してさらに数理計画法やメタヒューリスティック手法などの所定規則に基づいて増減させることで変更して新たな加重比として加重比データベース61に別途登録する手段である。適用する最適化手法の詳細については本発明の要旨ではないので省略する。加重比データベース61に登録する加重比 $w(i)$ について、最初の一回は、初期値として用いた加重比を登録することとなる。

【0074】

以下、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段81により最適な加重比を用いる新しい流域平均雨量データを生成し、予測モデル学習手段82により流量予測モデルの学習を行い、予測モデル・加重比評価手段84により評価して前回よりも評価が下回るならば結合係数や加重比 $w(i)$ を破棄するが、評価が上回るならば結合係数や加重比 $w(i)$ を書き換え登録する。そして、予測モデル構築用加重比最適化手段85により新たな加重比 $w(i)$ を決定し、以下これら予測モデル構築用流域平均雨量算出手段81、予測モデル学習手段82、予測モデル・加重比評価手段84および予測モデル構築用加重比最適化手段85を繰り返し機能させて、評価が高い加重比 $w(i)$ を決定しつつ流量予測モデルの結合係数も決定する。これにより、流域平均雨量データに対応した流量予測モデルを構築する。

【0075】

そして、予測手段90により予測するというものである。予測手段90による予測は先に説明した予測と同一であり、重複する説明を省略する。本形態によれば、流量予測モデルの出力誤差を低減するような加重比 $w(i)$ が得られるため、流量予測モデルの高精度化を図りつつ最適な加重比 $w(i)$ も得られる。

【0076】

続いて先に説明した流量予測装置をさらに改良した形態について説明する。先の形態では、加重比決定手段70を用いずに予測モデル構築手段80'で加重比決定を行ったが、本形態では図3で示す加重比決定手段70と図7で示す予測モデル構築手段80'とを併用して用い、両者で加重比決定を行う構成である。このため、構成は図1の流量予測装置1において予測モデル構築手段80に代えて予測モデル構築手段80'を配置したものである。

なお、後述するが加重比決定手段70の加重比評価手段73と予測モデル構築手段80'の予測モデル・加重比評価手段84とで共用する評価関数Eを用いて評価する点も先の形態と相違している。

【0077】

加重比決定手段70は、詳しくは、図3で示すように、加重比決定用流域平均雨量算出手段71、相関係数算出手段72、加重比評価手段73、加重比決定用加重比最適化手段74を備える。

予測モデル構築手段80'は、詳しくは、図7で示すように、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段81、予測モデル学習手段82、予測モデル・加重比評価手段84、予測モデル構築用加重比最適化手段85を備える。

【0078】

まず、加重比決定手段70は、上流の複数地点または複数区画における過去の雨量データを雨量データベース62から読み出し、また、流量データベース63から過去の流量データを読み出し、これらのような雨量データおよび流量データに基づいて、ある箇所の雨量データが下流の流量に対して及ぼす影響度合いを複数箇所の雨量データそれぞれについて表す加重比を決定する手段である。

まず、加重比決定用流域平均雨量算出手段71は、加重比データベース61から加重比を読み出し、また、雨量データベース62から過去のある時刻の雨量データを複数箇所に

10

20

30

40

50

ついて読み出して、流域平均雨量データを算出する。加重比の初期値は適当な値（但し総和は1.0である）である。流域平均雨量データは先の数2で示すようになる。これにより複数箇所の雨量を取り込んだ流域平均雨量データを取得する。そして、この流域平均雨量データは時刻を異ならせて複数取得する。

【0079】

続いて相関係数算出手段72は、加重比決定用流域平均雨量算出手段71から流域平均雨量データ R_t 、また、流量データベース63から過去の流量データ、をそれぞれ読み出し、これら流域平均雨量データ、流量データを用いて、加重比を評価するための相関係数の算出を行う手段である。詳しくは、先の数3で示すような相関係数 r である。

【0080】

加重比評価手段73は、相関係数算出手段72で算出された相関係数 r に基づいて評価が高い加重比であるか否かを判定し、評価が高いならばこの加重比を加重比データベース61に登録する手段である。まず、この相関係数 r を評価関数 E に代入する。評価関数 E としては、次式で示したような式である。ここで、 a 、 b は、評価関数の各項の重みを表している。

【0081】

【数11】

$$E = a \times r^2 + b \times \frac{1}{\sum_{i=1}^m e_i^2}$$

【0082】

ここで、評価関数 E の第1項に具体的な相関係数 r を、また、第2項に具体的な予測誤差 e_i を入力して出力される値を評価値とし、この評価値に基づいて評価する。第1項と第2項に分けて検討する。

まず第1項について検討する。第1項が a に近い、つまり r^2 が1に近いときには相関係数が1（正相関）や-1（負相関）に近いことを表すものであって流域平均雨量データと流量データとの相関が高く評価が高くなるように作用する。また、第1項が0に近い、つまり r^2 が0に近いときには相関係数が0（無相関）に近いことを表すものであって流域平均雨量データと流量データとの相関が低く評価が低くなるように作用する。

続いて第2項について検討する。予測誤差 e_i が0に近く第2項が大きな値（例えば1000や10000という値）を示すときには予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との差が少ないことを表すものであって予測モデルの予測精度が高く評価が高くなるように作用する。また、予測誤差 e_i が大きく第2項が0に近いときには予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との差が多いことを表すものであって予測モデルの予測精度が低く評価が低くなるように作用する。

つまり、評価関数の評価値が大きいほど評価が高く、評価値が小さいほど評価が低くなる。

なお、この加重比決定手段70の加重比評価手段73における評価では第1項のみが影響し、第2項についての影響はない。そして評価が最も高い値か否かを判定し、評価が高い場合に加重比データベース61における今までの加重比を書き換える。なお、最初の一回は、初期値として用いた加重比を登録するが、以後は評価値が最も高い加重比が登録される。

【0083】

加重比決定用加重比最適化手段74では、評価値が高い加重比に対して所定規則に基づいて増減させることで変更して新たな加重比として加重比データベース61に別途登録する手段である。ここで加重比を変更する所定規則として数理計画法やメタヒューリスティック手法などの各種最適化手法を適用して加重比を変更することが可能である。

【0084】

その後は、加重比データベース61に新しく登録した加重比を用いて、加重比決定用流

10

20

30

40

50

域平均雨量算出手段 7 1、相関係数算出手段 7 2、加重比評価手段 7 3 を機能させて評価し、前の評価と新しく得た評価と比較して評価が前よりも低いならば新しい加重比を破棄し、評価が前よりも高いならば新しい加重比を加重比データベース 6 1 に登録し、また加重比決定用加重比最適化手段 7 4 で加重比を生成する。以下、加重比決定用流域平均雨量算出手段 7 1、相関係数算出手段 7 2、加重比評価手段 7 3、加重比決定用加重比最適化手段 7 4 を繰り返し機能させ、最終的に評価が高い加重比 $w(1)$ 、 \dots 、 $w(i)$ 、 \dots 、 $w(n)$ を加重比として決定する。なお、高い評価を得てから所定期間にわたりより高い評価が得られない場合は繰り返しを終了する。

このような加重比による平均雨量は、各々の流域の雨量の増減に応じて下流側の流量の同じ傾向で増減するように決定される。これにより予め評価の高い加重比が決定される。

10

【0085】

続いて予測モデル構築手段 8 0' により学習を行う。

まず、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1 は、加重比データベース 6 1 から、先に加重比決定手段 7 0 により決定された最適な加重比を読み出し、また、雨量データベース 6 2 から雨量データを読み出して、流域平均雨量データを算出する。

【0086】

そして、この流域平均雨量データを用いて流量予測モデルを構築する。

予測モデル学習手段 8 2 は、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1 から流域平均雨量データを読み出し、また、流量データベース 6 3 からこの流域平均雨量データと時刻が対応する流量データを読み出し、そして、これら流量データおよび流域平均雨量データを用いて流量予測モデルを構築する。なお、流量予測モデルとしては、本形態ではニューラルネットワークを採用している。

20

【0087】

予測モデル・加重比評価手段 8 4 は、学習した流量予測モデルを評価する手段である。まず、流域平均雨量データ R_t を用いた場合の予測流量データ Q_f と実績の流量データ Q との予測誤差 e を算出する。流量データベース 6 3 に蓄積された評価用の過去の実績の流量データと流量予測データを用いて各時刻 i の予測誤差 e_i を数 9 により算出する。そして、これら予測誤差 e_i を評価関数 E に代入して評価値を算出する。評価関数 E としては、先に示した数 1 1 により算出する。なお、この予測モデル構築手段 8 0' における評価では先の数 1 1 の第 2 項のみが影響し、第 1 項については影響はない。そして評価が高いか否かを判定し、評価が高ければ学習結果となる結合係数を予測モデルデータベース 6 4 に書き換え登録する。また、加重比も加重比データベース 6 1 に書き換え登録する。

30

【0088】

そして予測モデル構築用加重比最適化手段 8 5 では数理計画法やメタヒューリスティック手法などの各種最適化手法を適用して新たな加重比 $w(i)$ に変更する。そして新しい加重比 $w(i)$ を加重比データベース 6 1 に追加登録する。なお、直前の加重比 $w(i)$ を加重比データベース 6 1 に残しておく。

【0089】

以下、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1 により新しい流域平均雨量データを生成し、予測モデル学習手段 8 2 により流量予測モデルの学習を行い、予測モデル評価手段 8 3 により評価して前回よりも評価が下回るならば結合係数や加重比 $w(i)$ を破棄し、また、上回るならば結合係数や加重比 $w(i)$ を書き換え登録する。そして、予測モデル構築用加重比最適化手段 8 5 により新たな加重比 $w(i)$ を決定し、以下これら予測モデル構築用流域平均雨量算出手段 8 1、予測モデル学習手段 8 2、予測モデル・加重比評価手段 8 4 および予測モデル構築用加重比最適化手段 8 5 を繰り返し機能させて、評価が高い加重比 $w(i)$ を決定しつつ流量予測モデルの結合係数も決定する。これにより、流域平均雨量データに対応した流量予測モデルを構築する。

40

【0090】

そして、予測手段 9 0 により予測するというものである。本形態でも、流量予測モデルの出力誤差を低減するような加重比 $w(i)$ が得られるため、流量予測モデルの高精度化

50

を図りつつ最適な加重比 $w(i)$ も得られる。

【0091】

なお、ここでは加重比決定手段70を繰り返し機能させた後に予測モデル構築手段80'を繰り返し機能させるという繰り返し処理を一回行うものとして説明したが、さらにもこのような繰り返し処理を複数回にわたり行うようにして評価関数Eによる評価が最大になるように加重比の決定および流量予測モデルの学習を行うようにしても良い。これにより、予測精度をより高めた流量予測モデルを構築することもできる。

【実施例1】

【0092】

続いて本発明の流量予測装置を用いて実際の予測を行った予測結果について図を参照しつつ詳しく説明する。図8は他の河川モデルにおける雨量データおよび流量データを説明する説明図である。また、流量予測装置として、図1に示して最初に説明した流量予測装置1(加重比決定手段70でのみ加重比を調整する装置)を用いている。

10

【0093】

以下、雨量データおよび流量データの具体的数値を挙げて説明する。本形態では、図8で示すように、同時に支流1,2がほぼ同一箇所では本流へ流れ込む簡易化した河川モデルを考える。この例では、予測対象100として貯水施設を例示している。ある時刻tにおいて予測対象100に流れ込む流量をQとする。上流の雨量としては、2箇所に雨量計があり、雨量計が出力する雨量をそれぞれ $R(1)$ と $R(2)$ とする。なお、後述するが、説明を簡単にするために、上流の雨量 $R(1)$ が下流の流量Qに表れるまでの流下時間と、下流の雨量 $R(2)$ が下流の流量Qに表れるまでの流下時間とは、ほぼ同じ時刻に河川のほぼ同一箇所では流れ込むため時間遅れが同じである関係にある。つまり $a_1 = a_2 = a$ である。本例ではさらに説明を簡単にするため時間遅れもないものとし、 $a_1 = a_2 = 0$ であるものとして説明する。この場合、流域平均雨量データ R_t の算出式は次式により表される。

20

【0094】

【数12】

$$R_t = (w(1) \times R(1)_t + w(2) \times R(2)_t)$$

$$\text{ただし、} w(1) + w(2) = 1.0$$

30

【0095】

そして、具体的数値を当てはめて説明する。下の表は、ある時間帯(1時~10時)における、地点1、地点2の雨量 $R(1)$ 、 $R(2)$ と、加重比 $w(1)$ を0.5、 $w(2)$ を0.5とした場合の流域平均雨量データ R_t を示す(表中の雨量の単位は、mm/hである)。

【0096】

【表 1】

時刻	地点 1		地点 2		流域平均雨量データ R_t
	加重比 $w(1)$	雨量データ $R(1)$	加重比 $w(2)$	雨量データ $R(2)$	
1時	0.5	1	0.5	3	2
2時	0.5	1	0.5	3	2
3時	0.5	1	0.5	1	1
4時	0.5	2	0.5	1	1.5
5時	0.5	2	0.5	1	1.5
6時	0.5	5	0.5	2	3.5
7時	0.5	5	0.5	2	3.5
8時	0.5	2	0.5	2	2
9時	0.5	0	0.5	0	0
10時	0.5	0	0.5	0	0

10

【0097】

また、以下に流域平均雨量データ R_t と流量データ Q の例を示す（表中の雨量の単位は mm/h 、流量の単位は m^3/s ）。

20

【0098】

【表 2】

時刻	流域平均雨量データ R_t	流量データ Q
1時	2	10
2時	2	10
3時	1	5
4時	1.5	8
5時	1.5	8
6時	3.5	40
7時	3.5	40
8時	2	25
9時	0	2
10時	0	2

30

40

【0099】

この時の相関係数 r を数 3 にしたがって計算すると相関係数 r は 0.904 となる。数 4 の評価関数 E による評価値を計算すると、0.818 となっている。

次に、この加重比 $w(1)$ と $w(2)$ との最適化を行っていく。最適化の例として、例えば 0.1 ステップで $w(1)$ と $w(2)$ とを変化させた場合の評価関数 E による評価値を図 9 の加重比 - 評価関数を表す特性図に示す。図 9 の特性図では、 $w(1)$ の 0 から 1.0 までの値を横軸に取っている。なお、 $w(1) + w(2) = 1.0$ であるため、 $w(1)$ の値が決定されれば $w(2)$ の値についても自動的に決定されることから、 $w(1)$ の全ての値を網羅すれば最適な加重比 $w(1)$ と $w(2)$ とを選択することができる。こ

50

の例では、 $w(1)$ が0.2、 $w(2)$ が0.8の場合で評価関数Eの評価値が $E = 0.896$ と最大となり、このときの加重比が最適な加重比として求められる。

以上から、本ケースでは、加重比決定手段70は $w(1)$ を0.2、 $w(2)$ を0.8と決定する。

【0100】

続いて、予測モデル構築手段80の予測モデル構築用流域平均雨量算出手段81では、加重比決定手段70で最適に決定された加重比を用いて数12で流域平均雨量データ R_t を算出し、予測モデル学習手段82および予測モデル評価手段83を繰り返し機能させて最良の流量予測モデルに近づくまで流量予測モデルを学習させる。この学習する流量予測モデルとしてニューラルネットワークを用いる場合の例で説明する。ニューラルネットワークを予測に用いる場合には、まず、ニューラルネットワークの学習を行なう必要がある。詳細な説明は省略するが、予測モデル構築用流域平均雨量算出手段81で算出した過去数時間分の流域平均雨量データ R_t と流量データQを用いて、ニューラルネットワークの学習を行なう。流量データQの予測に際しては、予測時点における過去数時間分(ダムによって異なる)の流域平均雨量データ R_t 、または予報雨量などをニューラルネットワークに入力して、流量データQの予測流量データ Q_f を得る。このようにして得られた流量予測モデルを用いて予測するものである。このように流域平均雨量データ R_t を用いることでニューラルネットワークへの入力因子を減らして学習速度を高め、また、予測精度を高めた良好な流量予測モデルが得られる。

【実施例2】

【0101】

また、他の実施例2について説明する。先の実施例1では時間遅れを考慮しなかったが、この実施例2では上流と下流とで時間を空けて河川に流れ込むため時間遅れが発生する関係にある。図10は他の雨量データおよび流量データを説明する説明図である。この例でも、予測対象100として貯水施設を例示している。そして、ある時点において、予測対象100に流れ込む流量をQとし、上流の雨量としては、2箇所に雨量計があり、雨量計が出力する雨量データをそれぞれ $R(1)$ と $R(2)$ とする。なお、詳しくは雨量データ $R(1)$ は1時間遅れ、雨量データ $R(2)$ は2時間遅れである。ここで、加重比決定手段70の加重比決定用流域平均雨量算出手段71では、時刻tの流域平均雨量データ R_t を、下の式によって計算する。

【0102】

【数13】

$$R_t = (w(1) \times R(1)_{t-1} + w(2) \times R(2)_{t-2})$$

$$\text{ただし、} w(1) + w(2) = 1.0$$

【0103】

数13は、数2において、 $n = 2$ 、 $a_1 = 1$ 、 $a_2 = 2$ としたものである。また、 w は0から1までの値であり、雨量データ $R(1)$ と $R(2)$ との加重比をそれぞれ、 $w(1)$ 、 $w(2)$ とする。

ここに加重比 $w(1)$ 、 $w(2)$ と時刻別の雨量データ $R(1)$ と $R(2)$ による流域平均雨量データ R_t の具体的な値は、例えば、次表のように表される。

【0104】

10

20

30

40

【表 3】

時刻	地点 1		地点 2		流域平均雨量データ R_t
	加重比 $w(1)$	雨量データ $R(1)$	加重比 $w(2)$	雨量データ $R(2)$	
1時	0.5	-	0.5	3	-
2時	0.5	1	0.5	3	-
3時	0.5	1	0.5	1	2
4時	0.5	1	0.5	1	2
5時	0.5	2	0.5	1	1
6時	0.5	2	0.5	2	1.5
7時	0.5	5	0.5	2	1.5
8時	0.5	5	0.5	2	3.5
9時	0.5	2	0.5	0	3.5
10時	0.5	0	0.5	0	2

10

20

【0105】

以下、加重比決定手段 70 は先の実施例 1 と同様に機能して最適な流量予測を行うこととなる。このようにして流域平均雨量データ R_t を算出するようにしても良い。

【0106】

以上本発明の流量予測装置について説明した。ダムや貯水施設などへ流入する水の流量予測や河川の流量予測は、ダムゲート操作に直結しており、下流域の安全上の問題から、精度良い予測が求められている。これらの予測においては、広範囲にわたる降雨量をどのように考慮するかによって流量予測精度が大きく異なる。

また、今後、地上雨量計の設置を計画するような場合、事前に気象事業者から提供されるメッシュ雨量データを用いて流量予測に最適な雨量地点を選定することができる。この選定結果に基づいて雨量計設置地点を決定すれば、無駄な費用をかけずに適切な設備計画を立案することも可能である。

30

本発明は、どの地点の雨量を用いて予測を行えばよいかを、自動的に決定することが可能である。また、予測システムを構築する前であれば、流量と雨量との相関を最大化するような最適な加重比を算出することで、測定すべき雨量地点を選定することが可能となる。すでに予測システムが構築されている場合、または計算機上で予測計算のシミュレーションが可能な場合であれば、予測誤差を最小化するような最適な加重比を自動的に算出することが可能である。いずれの場合も高精度な流量予測手段を提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【0107】

【図 1】本発明を実施するための最良の形態の流量予測装置の構成図である。

【図 2】河川モデルにおける雨量データおよび流量データを説明する説明図である。

【図 3】加重比決定手段の構造図である。

【図 4】モデル構築手段の構造図である。

【図 5】予測手段の構造図である。

【図 6】他の形態の流量予測装置の構成図である。

【図 7】他のモデル構築手段の構造図である。

【図 8】他の河川モデルにおける雨量データおよび流量データを説明する説明図である。

【図 9】加重比 - 評価関数を表す特性図である。

【図 10】他の河川モデルにおける雨量データおよび流量データを説明する説明図である

40

50

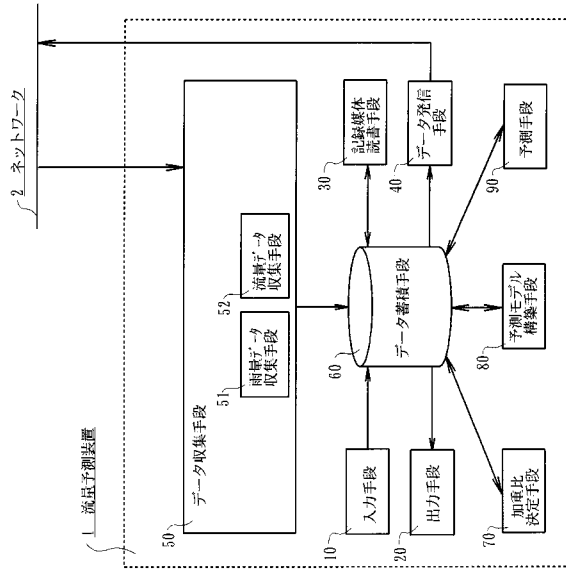
。

【符号の説明】

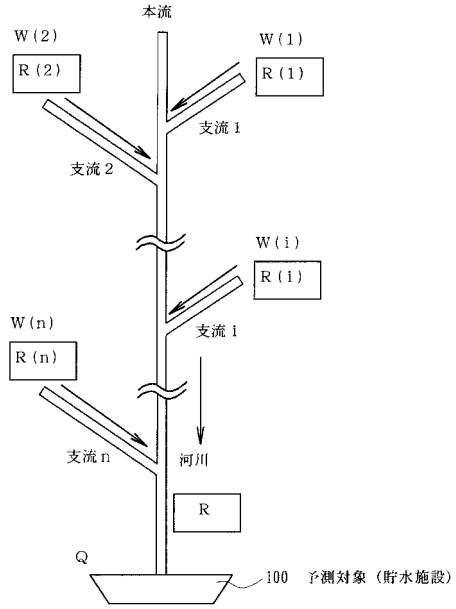
【0108】

- 1, 1' : 流量予測装置
- 10 : 入力手段
- 20 : 出力手段
- 30 : 記録媒体読書手段
- 40 : データ発信手段
- 50 : データ収集手段
- 51 : 雨量データ収集手段 10
- 52 : 流量データ収集手段
- 60 : データ蓄積手段
- 61 : 加重比データベース
- 62 : 雨量データベース
- 63 : 流量データベース
- 64 : 予測モデルデータベース
- 65 : 予測値データベース
- 70 : 加重比決定手段
- 71 : 加重比決定用流域平均雨量算出手段
- 72 : 相関係数算出手段 20
- 73 : 加重比評価手段
- 74 : 加重比決定用加重比最適化手段
- 80, 80' : モデル構築手段
- 81 : 予測モデル構築用流域平均雨量算出手段
- 82 : 予測モデル学習手段
- 83 : 予測モデル評価手段
- 84 : 予測モデル・加重比評価手段
- 85 : 予測モデル構築用加重比最適化手段
- 90 : 予測手段
- 91 : 予測用流域平均雨量算出手段 30
- 92 : 予測流量算出手段
- 2 : ネットワーク
- 100 : 予測対象

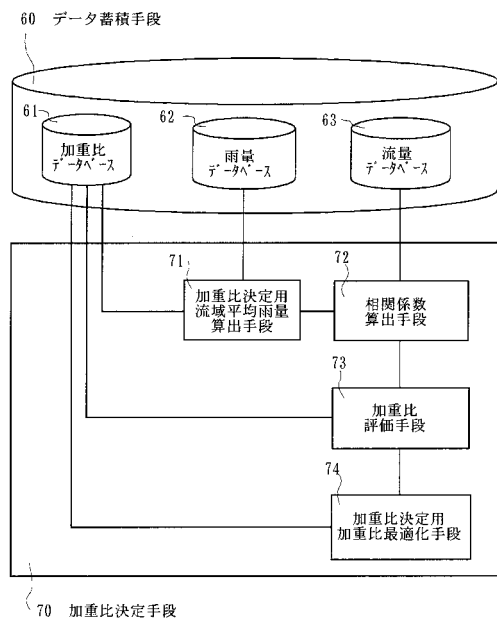
【図1】



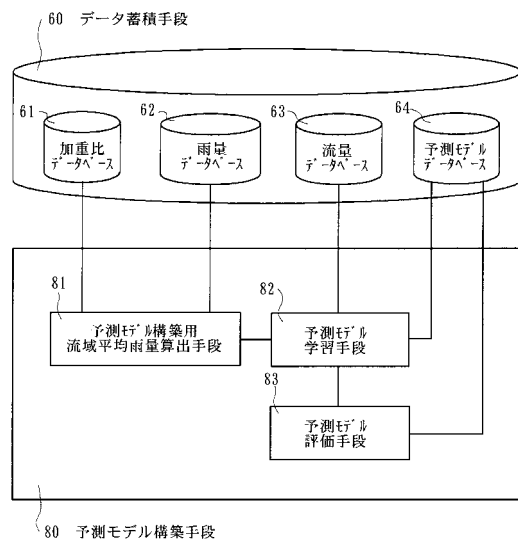
【図2】



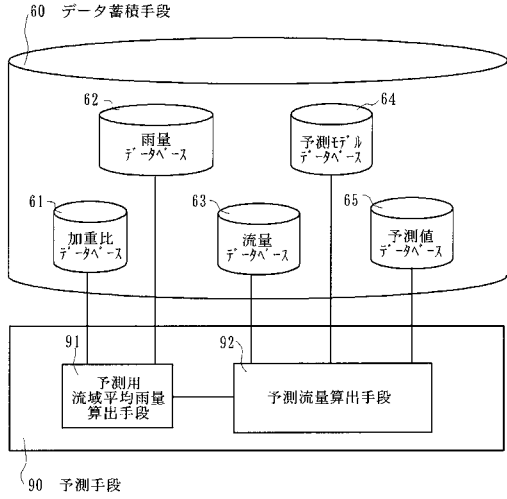
【図3】



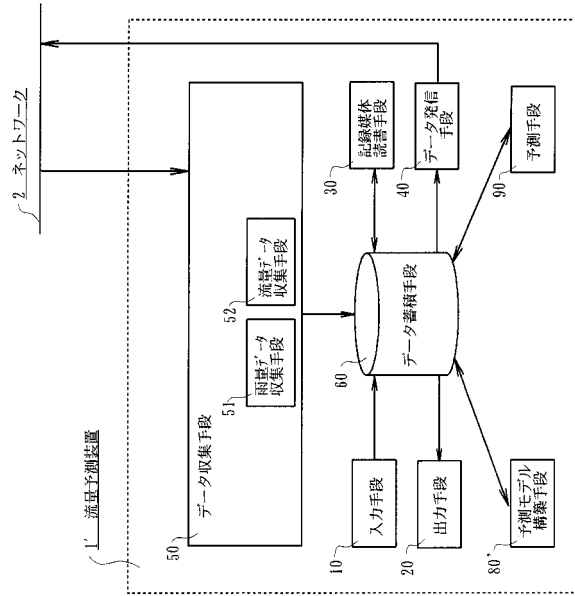
【図4】



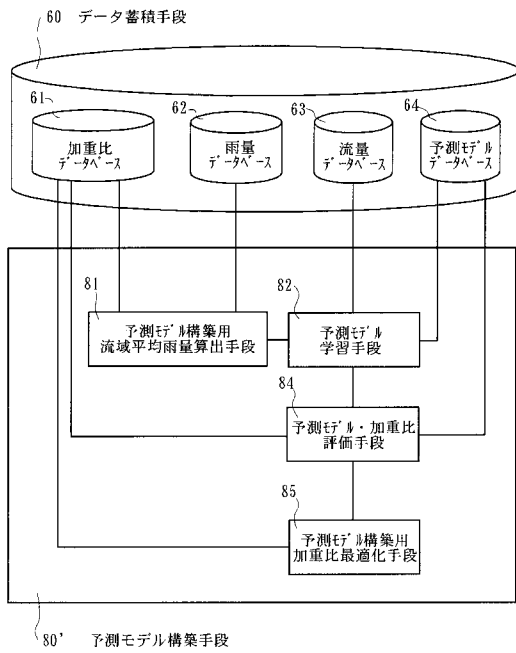
【図5】



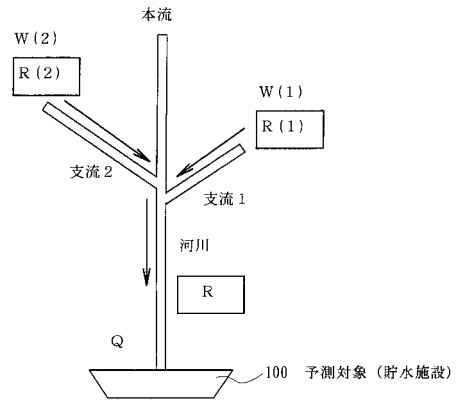
【図6】



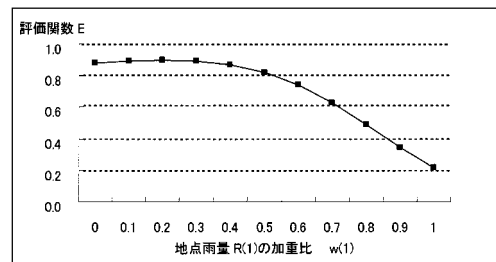
【図7】



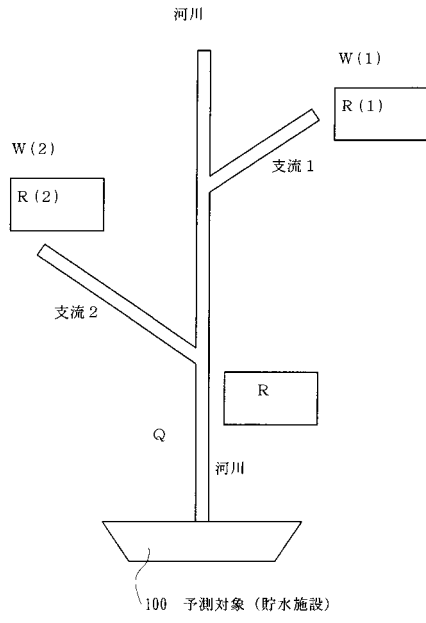
【図8】



【図9】



【図 10】



フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2001-167078(JP,A)
特開平05-134715(JP,A)
特開平09-095917(JP,A)
特開平09-256338(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

E02B	1/00
E02B	7/20
G05B	23/02
G06Q	10/00
G06Q	50/00