

DOI :10.3876/j.issn.1000-1980.2009.05.012

水文数据同化方法及遥感数据在水文数据同化中的应用进展

王 文 寇小华

(河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室,江苏 南京 210098)

摘要:多源信息的应用是未来水文科学发展的一个重要趋势,水文数据同化(尤其是遥感数据在流域降雨径流模拟中的同化)已经成为当前水文学研究的一个热点.数据同化有 2 个基本途径:一是全局拟合,以变分方法为代表;二是顺序同化,以各种卡尔曼滤波及粒子滤波方法为代表.数据同化技术已经被许多学者应用于降雨径流模拟与预报,但在遥感反演水文信息精度的改进、“最优”方法的选取、误差的定量描述、数据同化对象的选择,以及同化效果的评估等多方面,还有大量问题有待深入研究.

关键词:数据同化;降雨径流模型;遥感;土壤水分;水文预报;卡尔曼滤波

中图分类号:P331 **文献标识码**:A **文章编号**:1000-1980(2009)05-0556-07

多源信息的应用是未来水文科学发展的一个重要趋势,以遥感数据为主体的多源数字化信息的应用也是数字流域建设的一个重要内容.而数据同化是将遥感数据应用于水文预报的一个极具发展前途的技术手段,是近年来极受关注、发展迅速的一个研究领域.数据同化技术被认为是变革传统水文学、建设数字水文系统的关键技术^[1].美国国家研究理事会(NRC)^[2]也将陆面模型与遥感数据同化列为未来 10 年对地遥感观测与应用研究的一个重点发展方向,并建议加大对相关研究的支持.

数据同化,指将物理过程数值模型拟合结果与观测数据相融合,以不断更新系统状态与参数,从而提高物理过程模拟或预报精度的方法.通过数据同化,主要达到 4 个目的:系统时空状态估计、模型参数校正、提高系统模拟与预测精度以及系统模拟与预测不确定性的定量分析.数据同化早在 20 世纪五六十年代就被成功应用于数值天气预报,随后在海洋预测系统中也得到广泛应用,但直到 20 世纪 90 年代才被用来研究陆面过程.过去 10 多年中,陆面过程数据同化成为一个非常活跃的研究领域,在水文数据同化(将水文模型拟合结果与地面、遥感观测数据相融合,以不断更新水文模型状态变量与参数,从而提高水文过程模拟与预报精度的方法)方面也有大量成果发表.

水文数据同化的数据对象按来源可以分 2 类:(a)地面观测数据,包括降水、土壤含水量、积雪厚度、水位、流量;(b)遥感观测数据,包括土壤含水量、地面温度、降水、蒸散发量、地面植被覆盖、积雪覆盖等,并且所使用的遥感数据大多数为卫星遥感数据.水文数据同化的研究目的包括估计土壤水分、改进降雨-径流模拟、提高洪水预报精度、改进大尺度水循环模拟、估计蒸散发、估计水力传导系数、模拟地下水流运动以及估计河流水位等.本文就水文数据同化方法,尤其是卫星遥感估算的土壤含水量数据^[3]在流域降雨径流模拟的同化方法中的应用现状进行回顾与分析.

1 水文数据同化的主要方法

1.1 数据同化方法的分类

数据同化有 2 个基本途径:全局拟合与顺序同化.前者以变分方法为代表,它以最优控制理论为基础,以分析值与观测值以及背景场之间偏差为目标函数,通过对其最小化寻求整个同化时段的最优解.顺序同化方法则只着眼于求解单个观测时刻的最优分析值,不断地用新来的观测更新模型的预报场,从而形成下一时刻

模型预报的初始场,并进行新的预报,如此按顺序向前推进.顺序同化方法的具体实现方法较多,包括直接插入方法(即直接用观测值替代模型模拟的状态值)、统计校正方法(即根据观测值的均值与方差,对模型模拟状态值的均值与方差进行校正,使二者相一致)、牛顿松弛法(通过附加一个驱动项,使模型模拟状态值不断向观测值靠近)以及各种卡尔曼滤波方法及粒子滤波方法等,其中各种卡尔曼滤波方法及粒子滤波方法是代表性的顺序同化方法,将在本文中着重介绍.

1.2 变分方法

变分数据同化法在一个同化的时间窗口内,构建分析值与观测值以及背景场之间偏差的目标函数,通过优化算法最小化该目标函数,实现对分析场的全局拟合,得到最优分析值.变分同化方法在20世纪80年代以后在天气数值预报中得到广泛应用.变分法的主要形式有三维变分(3DVar)和四维变分(4DVar),均已经很成熟.其中,4DVar考虑了时间维,是目前最常用的变分方法,在很多数值天气预报业务系统中使用(如欧洲中期天气预报中心ECMWF).

变分方法的优点在于可以在一个同化窗口内同时同化多个时间的观测资料,而且不必计算模型的误差协方差矩阵,因而不需要像扩展卡尔曼滤波方法那样要构建一个模型的状态-空间表达式.但是,变分方法要构建一个伴随模型来确定目标函数对于模型变量的导数,而水文模型具有强非线性,构建可靠的伴随模型是很困难的,甚至可能根本不存在^[4].而且,变分同化法假设背景场均匀且误差不随时间变化,这不符合实际.

1.3 卡尔曼滤波方法

卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)方法是一种以线性代数和隐马尔可夫模型为基础,以最小均方误差为最优估计准则的递归滤波器.其基本思想是利用前一时刻的状态估计值和当前时刻的观测值来获得动态系统当前时刻状态变量的最优估计.自从1960年KF方法被提出以来,它已成为控制、信号处理与通信等领域最重要的计算方法之一,并在最初的线性KF方法基础上,发展出了扩展KF方法、集合KF方法、Sigma点KF方法等多种衍生类型,应用对象从线性系统扩展到非线性系统,并且在计算稳定性和效率方面不断得到改善.

1.3.1 线性卡尔曼滤波方法

线性KF方法是一种高效的线性系统状态估计的递归滤波方法.在形式上,线性KF方法由一个状态方程和一个观测方程来描述线性动态过程组成,前者描述当前状态与前一时刻状态之间的关系,后者描述观测值与状态之间的关系.线性KF方法的实现包括2个阶段:(a)预测阶段,利用前一状态的估计,做出当前状态的预测值;(b)更新阶段,利用新获得的当前观测值对预测阶段获得的状态预测值进行更新,以获得更准确的状态估计值,并同时给出状态估计误差的分布.

如果模型与观测误差都正态、无偏且无时序上的自相关性,线性KF方法就是系统状态变量的最优(即方差最小)线性无偏估计,然而水文模型的误差通常难以满足上述假设.而且,线性KF方法要求预先知道观测误差及模型误差的统计参数,而这些参数总是难以定量描述的.

1.3.2 扩展卡尔曼滤波方法

为了适应非线性系统的应用需要,在KF方法的基础上提出了扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)方法^[5].EKF方法围绕着状态估值,采用雅可比矩阵对非线性过程方程和观测方程进行线性化,然后套用KF方法对系统状态进行估计.EKF方法的缺点是,要求模型的每个状态变量对于其他状态变量连续可微,并且需要计算模型的雅可比矩阵,而复杂非线性系统的雅可比矩阵可能无法推求.而且由于高阶截断误差的存在而导致滤波精度不高甚至发散,尤其是对具有非高斯噪声的强非线性模型^[5-6].此外,KF方法与EKF方法都假定观测与状态误差呈正态分布,因此,EKF方法仅可以应用于只有少量参数的概念性模型的数据同化,对于分布式水文模型这样的高维数值模拟系统是不合适的,除非采取一些近似方式(如不考虑子流域间的空间相关性)^[7].然而,这种近似会限制EKF方法的适用性,因为模型状态变量(如土壤含水量)之间的空间相关性以及流域内不同地点间的通量(如地面径流)对于流域内水文状态变量的更新是至关重要的.

1.3.3 集合卡尔曼滤波方法

集合卡尔曼滤波(ensemble Kalman filter, EnKF)^[8]方法是在KF方法的基础上,采用Monte-Carlo模拟方式,用一组叠加了噪声扰动的状态变量和观测值,生成系统状态场的一组分析值(集合),再假设集合均值为真值,估计每个集合成员的误差,进而得到状态场的误差协方差矩阵,再利用新的观测值实现对误差协方差的更新.

EnKF方法的优点是,它不需要像EKF方法那样在每次叠代计算中要对误差协方差进行一次切线性处理,减小了计算开销,也不需要像变分方法那样将模型误差假定为一个不随时间而变的固定值或构建伴随模型,易于实现,并且,EnKF方法在给出预报时刻的最优分析值的同时也给出了分析误差的分布,因而可以用于进行观测变量的概率预报。

EnFK方法的一个缺点是,与EFK方法及变分方法一样,假定模型误差呈正态分布,而这一假设对水文模型来说很少成立。另外,与4DVar相比,由于它是通过有限数量的集合来进行状态估计,其精度受到一定影响,不过这一缺点可以通过局部化处理方法进行一定的弥补^[9]。

EnKF方法稳健、灵活、易于使用,是目前最常用的数据同化方法之一。在该方法基础上,又发展出许多改进方法,包括:减方差集合卡尔曼滤波(variance reduced ensemble Kalman filtering)方法^[10]、集合平方根卡尔曼滤波(ensemble square root filter, EnSRF)方法^[11-12]、集合转换卡尔曼滤波(ETKF)方法^[13]、局部集合卡尔曼滤波(LEKF)方法^[9]、局部集合转换卡尔曼滤波(local ensemble transform Kalman filter, LETKF)方法^[14]、基于EnKF的稳定状态卡尔曼滤波(EnSSKF)方法^[15]等。

1.3.4 Sigma点卡尔曼滤波方法

为了避免EKF方法对非线性模型线性化带来的问题,Julie等^[16]提出了通过对状态变量的关键采样点(被称为Sigma点)进行非线性变换,再计算其统计特征值的方法。该方法利用统计线性化技术,通过一组Sigma点来捕获系统变量的统计特征值,将非线性映射直接作用于各Sigma点,根据映射后的点集重建统计特征值,然后根据新的统计特征值重新选择Sigma点集并重复上述过程。这种方法可以在不必对非线性映射近似的情况下,使一个随机变量的分布按非线性映射递推传播,实现卡尔曼滤波向非线性系统的扩展。这类基于Sigma点方法的卡尔曼滤波器统称为Sigma点卡尔曼滤波器(SPKF)方法。

根据Sigma点选取的不同,SPKF方法又分为无迹(也有译作“无味”)卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)方法^[16]、中心差分卡尔曼滤波(central difference Kalman filter, CDKF)方法^[17]以及为减少运算开销和提高计算过程数值稳定性而导出的平方根形式SR-UKF方法和SR-CDKF方法^[18]。其中UKF方法应用最为广泛,它以无迹变换(unscented transformation)为基础,利用能体现概率密度的真实均值和协方差的关键采样点来对状态变量的后验密度函数进行近似,这样比EKF方法的一阶泰勒展开线性化具有更高的精度,而且不必计算EKF方法中线性化所需的雅可比矩阵。Ambadan等^[19]比较了SPKF、EKF、EnKF 3种方法在一个强非线性系统的应用效果,表明SPKF方法优于EKF方法及EnKF方法。

1.4 粒子滤波方法

粒子滤波(Particle filters, PF)方法也被称为顺序Monte-Carlo方法(sequential Monte-Carlo methods, SMC)。PF方法是基于贝叶斯估计及Monte-Carlo模拟的非线性滤波算法,它采用状态空间的一组加权的随机样本(粒子)集合来逼近状态变量及模型参数的后验概率分布函数。

PF方法从1993被提出以来^[20],已经成为一种常用的非线性、非正态情形下的最优估计方法^[21]。PF方法的优点是不像EnKF方法那样假设模型误差呈正态分布,适用于强非线性非高斯问题;并且,它使用了模型误差的全概率分布,因而理论上PF方法对于分布的尾部比EnKF方法更敏感,这对于洪水预报来说是很重要的,但它要求有比EnKF方法更多的集合成员(粒子),以取得可靠的模型误差估计^[22],因而计算量更大,造成实时应用的困难。Weerts等^[22]对PF方法与EnKF方法的比较表明,在实际水文预报应用中EnKF方法稳定性更好,但如果以研究为目的,不必考虑计算负担而强调预报精度,采用PF方法更适用。

1.5 不同数据同化方法的结合

很多研究者认识到,不同同化方法的结合可能可以比单一方法效果更好。比如Heemink等^[10]研究发现EnKF方法与其他滤波器的适当结合可以得到更加有效的计算方法。

目前较受关注的是EnKF方法与变分方法的结合。Hamill等^[23]尝试了EnKF方法和3DVAR方法的结合,预报场的更新采用3DVAR方法的算法,但背景误差协方差则采用EnKF方法的协方差和3DVAR方法协方差的加权平均。结果表明随着样本数的增加,较大的EnKF方法的协方差权重会得出最好的结果。Hansen等^[24]提出了一种EnKF方法和4DVAR方法相结合的同化方法,结果表明EnKF方法和4DVAR方法相结合的方法要优于单独的EnKF方法或4DVAR方法。Robert等^[25]尝试了将奇异扩展卡尔曼滤波(singular extended Kalman filter, SEEK)方法^[26]与4DVAR方法结合,表明两者的结合应用优于单独应用。Lorenz^[27]认为最好的同化方法

是将 EnKF 方法和 4DVAR 方法的最优特点结合起来的集合变分一体化方法,以实现集合同化方法和变分方法两者的优势互补.这种结合可以基于 4DVAR 方法的框架进行,也可以基于 EnKF 方法进行.但前者需要构建伴随模型,因此后者更有吸引力.Zhang 等^[28]对 LETKF 方法^[14]与 4DVAR 方法的结合进行了尝试,并将其应用于一个理想化的大气模型的数据同化.

此外,部分研究者针对 EnKF 方法与 PF 方法的各自优势,提出将二者结合的方法.Merwe 等^[29]提出无迹粒子滤波(unscented particle filter,UPF)方法,将 PF 方法与 UKF 方法相结合,利用 UKF 方法引入当前的观测来生成 PF 方法的建议分布,以提高 PF 方法的精度.Delft 等^[30]提出了集合粒子滤波(ensemble particle filter,EnPF)方法,并将其应用于洪水预报,结果表明 EnPF 方法明显优于 EnKF 方法与 PF 方法的单独应用.

2 通过数据同化方法将遥感数据应用于降雨径流模拟

在降雨径流模拟中,虽然没有采用“数据同化”这个提法,但早在 20 世纪 70 年代线性 KF 方法就已被应用于概念性降雨径流模型的状态及参数估计^[31],并一直被大量使用^[32],以进行模型的状态更新,提高径流预报精度,降低不确定性.在这些应用中,数据同化的对象都是实测流量,而没有用到遥感数据.

应用遥感手段,可以高效地进行降水、积雪、土壤湿度、土地利用、植被、水体特征及地表温度等多种与水文过程相关的流域变量信息的监测.遥感观测数据应用于水文模型中的方式主要有 3 类:(a)获取下垫面参数(如植被与土壤类型);(b)获取流域状态变量(如土壤含水量、积雪量);(c)获取流域降雨-径流系统的通量数据(主要是降水与蒸散发).3 种方式中,第 1 种方式所使用的遥感数据属于静态或准静态数据,也就是基本不考虑其动态更新.早期遥感技术在水文研究中的应用都属于这种方式,基本做法是,通过对遥感图像的分类,获得水文模型的下垫面参数,并率定水文模型参数^[33-34].这种应用方式至今仍为很多研究者采用^[35].后面 2 种方式中所使用的遥感数据属于动态数据,即随时间而变,这是水文数据同化的主要数据对象.水文通量的遥感观测近年来取得不少进展,但降水观测在降雨径流模拟与预报中的作用很不可靠^[36],而蒸散发在降雨-径流模拟中通常是作为流域水量平衡方程的剩余项,其观测精度对降雨-径流模拟影响相对较小.因此,将流域土壤水分等状态变量的遥感估算结果同化到流域水文模型中是目前水文数据同化研究的重点.

土壤含水量对于水文预报精度具有较大影响,尤其是流域前期土壤含水量对于洪水事件的预报精度往往有很大影响.Jackson 等^[37]可能是最早尝试通过同化土壤水分观测数据来改进降雨-径流模拟的研究者.他们采用直接插入的同化方法,定期地用观测到的土壤含水量来替代降雨-径流模型模拟出的土壤含水量,以防止由于土壤含水量这个状态变量的模拟误差对未来流量模拟结果产生不利影响,从而取得更好的降雨-径流拟合效果.此后很多研究者尝试将实测土壤水分数据同化到降雨-径流模型中(如 Brocca 等^[38]).结果表明这种做法可以改进洪水预报精度.但是,尽管现场观测手段越来越便捷、廉价,仍无法覆盖全流域,而遥感(尤其是卫星遥感)信息则可以很好地弥补这一不足.因而,近年来许多研究者开始将遥感土壤含水量数据同化到水文模型中以达到改进降雨-径流模拟的目的,其中,代表性研究成果有:Otlé 等^[39]将根据 NOAA-AVHRR 热红外图像获取的土壤含水量数据同化到一个水文模型之中,以改进日流量预报精度;Pauwels 等^[40]利用牛顿松弛法和统计校正法这 2 种同化方法,尝试进行 ERS 卫星微波遥感反演获得的土壤含水量数据与基于 TOPMODEL 的 TOPLATS 模型的数据同化,发现分布式与集总式的 2 个版本的 TOPLATS 模型在同化了遥感反演土壤含水量数据后,都能提高流量预报精度;Francois 等^[41]表明用 EKF 方法中顺序同化的方法,将 ERS-SAR 估算的土壤含水量数据同化到一个集总式降雨径流模型中,可以提高洪水预报精度;Parajka 等^[42]对奥地利 320 个流域(其中部分有观测资料,部分无资料)进行径流预报试验,结果表明,同化卫星微波遥感 25 km 分辨率土壤含水量数据对于有资料流域有一定作用,而对于无资料流域没有作用.除了土壤含水量,积雪面积^[43]、植被覆盖^[44]、蒸散发量^[45]等的遥感估算值也被应用于与降雨径流模型的同化.

值得注意的是,遥感直接观测到的土壤含水量是地表土壤含水量,要想据此推算深层的土壤含水量,也可以采用数据同化的方法^[46].另外,通过同化遥感土壤含水量数据改进降雨径流模拟的基本出发点之一是:前期土壤含水量对降雨径流过程具有很大影响.但是在有些情形(比如强降水)下,前期土壤含水量对降雨径流影响很小.而且,对于雨量站很少的流域,前期土壤含水量估计对降雨径流模拟带来的误差远小于降水观测带来的误差.因此,同化遥感土壤含水量数据并不总能起到改进降雨径流模拟精度的效果.

3 结 论

建立基于数据同化方法的遥感反演信息与降雨径流模型耦合技术框架,以提高降雨径流模拟与预报精度,已经成为当前水文学研究的一个热点。卫星遥感因其成本低、覆盖范围广、数据源稳定、有规则的重复周期,而成为水文数据同化研究的主流数据来源。从现有研究成果来看,应用遥感数据,基于数据同化方法改进水文模拟与预报精度是很有前途的,但还有很多问题需要解决,包括:

a. 从遥感角度,遥感反演水文信息(包括地表土壤水分等)已经取得许多成果,但反演精度还难以达到实用要求。而且,各遥感数据源要么数据获取周期较长,要么地面分辨率太低,要么受天气等因素影响数据缺失严重,这使得遥感反演信息在空间分辨率或时间连续性上难以满足水文预报需要。

b. 从数据同化方法来看,一方面,新方法还在不断出现,如四维局部集合转换卡尔曼滤波(4D-LETKF)方法^[14]以及不同同化方法的综合应用方法;另一方面,“最优”方法可能是依具体问题的不同而不同^[47],而对于如何针对具体问题确定最优的数据同化方法没有统一认识。

c. 误差模型是数据同化中的一个薄弱环节。测量误差模型及模型误差(包括模型结构、参数及驱动因子)的量化是一个值得进一步研究的问题。McLaughlin^[48]指出,高维问题以及对模型与观测误差的更准确描述应该是未来水文数据同化研究的重点。

d. 从数据同化对象来看,目前的研究成果往往限定于同化一种数据(主要是土壤水分),而多源信息的同时同化(比如同时同化遥感土壤水分、蒸散量与实测流量)很少尝试。

e. 数据同化对水文预报的改进程度还有待确认,这可能要从使用哪些遥感数据源、反演哪些水文信息(土壤水分、降水、蒸散发、植被等),以多高的时空分辨率、采用何种同化方法、基于哪种降雨径流模型类型以及应用于怎样的流域及水文情形等多角度,进行广泛的调查与分析。

数据同化技术在国际上已经被许多学者应用于降雨径流模拟与预报,而在国内,尽管在使用大尺度陆面过程模型和分布式水文模型同化卫星微波遥感观测资料,以获得更准确的地面土壤水分、积雪量估计方面开展了大量工作^[49],在地面雷达测雨数据的应用方面也取得了一些成果^[50],但在通过同化卫星遥感反演土壤水分数据改进水文预报精度方面却鲜见成果。这是一个极有发展空间的研究领域。

参考文献:

- [1] 刘新仁. 数字水文系统建设:信息时代的水文技术变革[J]. 水文, 2000, 20(4): 5-9. (LIU Xin-ren. Digital hydrology[J]. Hydrology, 2000, 20(4): 5-9. (in Chinese))
- [2] National Research Council (NRC). Earth science and applications from space: national imperatives for the next decade and beyond[M]. Washington D. C.: National Academy Press, 2007.
- [3] 汪潇, 张增祥, 赵晓丽, 等. 遥感监测土壤水分研究综述[J]. 土壤学报, 2007, 44(1): 157-163. (WANG Xiao, ZHANG Zeng-xiang, ZHAO Xiao-li et al. A review of researches on monitoring of soil moisture by remote sensing[J]. Acta Pedologica Sinica, 2007, 44(1): 157-163. (in Chinese))
- [4] WALKER J P, HOUSER P R, REICHLER R H. New technologies require advances in hydrologic data assimilation[J]. Eos Trans AGU, 2003, 84(49): 545-551.
- [5] JAZWINSKI A H. Stochastic processes and filtering theory[M]. New York: Elsevier, 1970.
- [6] MILLER R N, GHIL M, GUATHIEZ F. Advanced data assimilation in strongly nonlinear dynamical systems[J]. J Atmos Sci, 1994, 51(8): 1037-1056.
- [7] REICHLER R H, WALKER J P, KOSTER R, et al. Extended versus ensemble Kalman filtering for land data assimilation[J]. J Hydrometeorol, 2002, 3: 728-740.
- [8] EVENSEN G. Inverse methods and data assimilation in nonlinear ocean model[J]. Physica D, 1994, 77: 8-129.
- [9] OTT E, HUNT B R, SZUNYOGH I, et al. A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation[J]. Tellus, 2004, 56A: 415-428.
- [10] HEEMINK A W, VERLAAN M, SEGERS A J. Variance reduced ensemble Kalman filtering[J]. Monthly Weather Review, 2001, 129: 1718-1728.
- [11] WHITAKER J S, HAMILL T M. Ensemble data assimilation without perturbed observations[J]. Mon Weather Rev, 2002, 130: 1913-1924.
- [12] EVENSEN G. Sampling strategies and square root analysis schemes for the EnKF[J]. Ocean Dynamics, 2004, 54: 539-560.

- [13] BISHOP C , ETHERTON B , MAJUMDAR S. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: theoretical aspects[J]. Monthly Weather Review , 2001 , 129 : 420-436 .
- [14] HUNT B R , KOSTELICH E J , SZUNYOGH I. Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: a local ensemble transform Kalman filter [J]. Physica D , 2007 , 230 : 112-126 .
- [15] SERAFY E L , GHADA Y H , YNETT A E. Improving the operational forecasting system of the stratified flow in Osaka Bay using an ensemble Kalman filter-based steady state Kalman filter[J]. Water Resour Res , 2008 , 44 : W06416 , doi : 10.1029/2006WR005412 .
- [16] JULIER S J , UHLMANN J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[EB/OL]. [2008-09-01]. http://www.csc.uc.edu/~welch/kalman/media/pdf/Julier1997_SPIE_KF.pdf .
- [17] NORGAARD M , POULSEN N , RAVN O. New developments in state estimation for nonlinear systems[J]. Automatica , 2000 , 36 (11) : 1627-1638 .
- [18] MERWE V D R , WAN E. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation[R]. Salt Lake City : Proceedings of the International Conference on Acoustics , Speech , and Signal Processing (ICASSP) , 2001 .
- [19] AMBADAN J T , TANG Y. Sigma-point Kalman filter data assimilation methods for strongly nonlinear systems[J]. Journal of the Atmospheric Sciences , 2009 , 66 (2) : 261-285 .
- [20] GORDON N J , SALMOND D J , SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE-Proceedings-F , 1993 , 140 : 107-113 .
- [21] PHAM D T. Stochastic methods for sequential data assimilation in strongly nonlinear systems[J]. Mon Weather Rev , 2001 , 129 : 1194-1207 .
- [22] WEERTS A H , GHADA Y H , SERAFY E. Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall runoff models[J]. Water Res Res , 2006 , 42 : W09403 , doi : 10.1029/2005WR004093 .
- [23] HAMILL T M , SNYDER C. A hybrid ensemble Kalman filter-3D variational analysis scheme[J]. Mon Wea Rev , 2000 , 128 : 2905-2919 .
- [24] HANSEN J A , SMITH L A. Probabilistic noise reduction[J]. Tellus , Ser A , 2001 , 53 : 585-598 .
- [25] ROBRET C , BLAYO E , VERRON J. Comparison of reduced-order , sequential and variational data assimilation methods in the tropical Pacific Ocean[J]. Ocean Dynamics , 2006 , 56 : 624-633 .
- [26] PHAM D T , VERRON J , ROUBAUD C. A singular evolutive extended Kalman filter for data assimilation in oceanography[J]. J Mar Syst , 1998 , 16 (3-4) : 323-340 .
- [27] LORENCE A C. The potential of the ensemble Kalman filter for NWP-a comparison with 4DVar[J]. Meteorol Soc , 2003 , 129 : 3183-3203 .
- [28] ZHANG F Q , ZHANG M , HANSEN J A. Coupling ensemble Kalman filter with four dimensional variational data assimilation[J]. Adv Atmos Sci , 2009 , 26 (1) : 1-8 .
- [29] MERWE V D R , FREITAS N D , DOUCET A , et al. The unscented particle filter[R]. Cambridge : Cambridge University Engineering Department , 2000 .
- [30] DELFT V G , SERAFY E G Y , HEEMINK A W. The ensemble particle filter (EnPF) in rainfall-runoff models[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment , 2009 , DOI : 10.1007/s00477-008-0301-z .
- [31] VANSTEEKISTE G C. System simulation in water resources[J]. Soil Science , 1977 , 123 (5) : 344 .
- [32] LEE Y H , SINGH V P. Tank model using Kalman filter[J]. J Hydrol Eng , 1999 , 4 : 344-349 .
- [33] RAGAN R M , JACKSON T J. Runoff synthesis using Landsat and SCS model[J]. J Hydraulics Division , 1980 , 106 (5) : 667-678 .
- [34] 魏文秋 , 谢淑琴. 遥感资料在 SCS 模型产流计算中的应用[J]. 遥感学报 , 1992 (4) : 243-250. (WEI Wen-qiu , XIE Shu-qin. The application of remote sensing in runoff formation in SCS Model[J]. Journal of Remote Sensing , 1992 (4) : 243-250. (in Chinese))
- [35] CAMPO L , CAPARRINI F , CASTELLI F. Use of multi-platform , multi-temporal remote-sensing data for calibration of a distributed hydrological model: an application in the Arno basin , Italy[J]. Hydrol Process , 2006 , 20 : 2693-2712 .
- [36] ARTAN G , GADAIN H , SMITH J L , et al. Adequacy of satellite derived rainfall data for stream flow modeling[J]. Nat Hazards , 2007 , 43 : 167-185 .
- [37] JACKSON T J , SCHMUGGE T J , NICKE A D , et al. Soil moisture updating and microwave remote sensing for hydrological simulation[J]. Hydrol Sci Bull , 1981 , 26 (3) : 305-319 .
- [38] BROCCA L , MELONE F , MORAMARCO T , et al. Assimilation of observed soil moisture data in storm rainfall-runoff modeling[J]. Journal of Hydrologic Engineering , 2009 , 14 (2) : 153-165 .
- [39] OTTLÉ C , VIDAL-MADJAR D. Assimilation of soil moisture inferred from infrared remote sensing in a hydrological model over the HAPEX-MOBILHY Region[J]. J Hydrol , 1994 , 158 : 241-264 .
- [40] PAUWELS V R N , HOEBEN R , VERHOEST N E C , et al. The importance of the spatial patterns of remotely sensed soil moisture in the

- improvement of discharge predictions for small scale basins through data assimilation[J]. J Hydrol 2001 251 :88-102.
- [41] FRANCOIS C ,QUESNEY A ,OTTE C. Sequential assimilation of ERS-1 SAR data into a coupled land surface-hydrological model using an extended Kalman filter[J]. J Hydrometeorol 2003 4(2) :473-487.
- [42] PARAJKA J ,NAEMI V ,BLÖSCHL G ,et al. Assimilating scatterometer soil moisture data into conceptual hydrologic models at coarse scales[J]. Hydrol Earth Syst Sci 2006 10 :353-368.
- [43] ANDREADIS K M ,LETTENMAIER D P. Assimilating remotely sensed snow observations into a macroscale hydrology model[J]. Adv Water Resour 2006 29(6) :872-886.
- [44] BOEGH E ,THORSEN M ,BUTTS M B ,et al. Incorporating remote sensing data in physically based distributed agro-hydrological modeling [J]. J Hydrol 2008 287 :279-299.
- [45] SCHUURMANS J M ,TROCH P A ,VELDHUIZEN A A ,et al. Assimilation of remotely sensed latent heat flux in a distributed hydrological model[J]. Advances in Water Resources 2003 26 :151-159.
- [46] WALKER J P ,WILLGOOSE G R ,KALMA J D. Three-dimensional soil moisture profile retrieval by assimilation of near-surface measurements :simplified Kalman filter covariance forecasting and field application[J]. Water Res Res 2002 38(12) :doi :10.1029/2002WR001545.
- [47] REICHLER R H ,MCLAUGHLIN D B ,ENTEKHABI D. Hydrologic data assimilation with the ensemble Kalman filter[J]. Mon Weather Rev 2002 130(1) :103-114.
- [48] MCLAUGHLIN D. An integrated approach to hydrologic data assimilation :interpolation ,smoothing ,and filtering[J]. Advances in Water Resources 2002 25 :1275-1286.
- [49] 李新 ,黄春林 ,车涛 ,等. 中国陆地数据同化系统研究的进展与前瞻[J]. 自然科学进展 ,2007 ,17(2) :163-173.(LI Xin , HUANG Chun-lin , CHE Tao , et al. Progress in research on China land data assimilation system and its future developments[J]. Progress in Natural Science ,2007 ,17(2) :163-173.(in Chinese))
- [50] 李致家 ,刘金涛 ,葛文忠 ,等. 雷达估测降雨与水文模型的耦合在洪水预报中的应用[J]. 河海大学学报 :自然科学版 2004 ,33(6) :601-606.(LI Zhi-jia ,LIU Jin-tao ,GE Wen-zhong ,et al. Coupling of weather radar rainfall data with hydrological model and its application to flood forecasting [J]. Journal of Hohai University :Natural Sciences 2004 33(6) :601-606.(in Chinese))

Methods for hydrological data assimilation and advances of assimilating remotely sensed data into rainfall-runoff models

WANG Wen , KOU Xiao-hua

(State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering ,
Hohai University , Nanjing 210098 , China)

Abstract : The multi-source information application is a major trend in the development of hydrology science in the future. Hydrological data assimilation , especially assimilation of remotely sensed data into rainfall-runoff modeling , has become a hot spot in the field of hydrological research. There are two major approaches to data assimilation : the global fitting represented by the variational methods and the sequential assimilation represented by the various Kalman filters and particle filters. The data assimilation methods have been applied to the rainfall-runoff modeling by many researchers. However , deep researches are still required with regard to the following aspects : the improvement of the hydrological information retrieval from remotely sensed data , the choice of the optimum data assimilation method , the quantitative description of model errors , the choice of assimilated data and the evaluation of data assimilation effectiveness.

Key words : data assimilation ; rainfall-runoff model ; remote sensing ; soil moisture ; hydrological forecast ; Kalman filter