

水资源论证中的长期水文序列分析与预测

喻雪晴

新疆兵团勘测设计院集团股份有限公司 新疆 乌鲁木齐 830000

摘要: 本文深入探讨了水资源论证中的长期水文序列分析与预测问题。阐述了长期水文序列分析与预测在水资源论证中的重要地位,详细介绍了长期水文序列数据的收集与整理方法,全面分析了常用的分析方法和预测模型,并讨论了分析与预测结果在水资源论证中的应用。通过对这些内容的研究,旨在为水资源论证工作提供科学、准确的技术支持,促进水资源的合理开发与利用。

关键词: 水资源论证; 长期水文序列; 分析; 预测

引言

水资源,作为支撑人类社会生存与发展的基石,其合理开发、高效利用与妥善保护显得尤为关键。水资源论证作为科学管理水资源的核心环节,为取水许可审批等决策提供了坚实的科学依据,保障了水资源的可持续利用。在此过程中,长期水文序列的分析与预测扮演着至关重要的角色,能够揭示水资源变化规律,评估承载能力,为方案制定与优化提供精准数据支撑。

1 长期水文序列数据的收集与整理

1.1 数据收集的来源

长期水文序列数据的收集主要来源于多个方面。首先是水文气象监测站网,这些站点长期对降水量、蒸发量、径流量、水位等水文气象要素进行观测和记录,积累了大量的原始数据。国家和地方的水文部门、气象部门负责管理和维护这些监测站网,并提供相应的数据服务。其次,一些科研机构 and 高校在开展相关研究项目时,也会进行特定区域的水文监测,其监测数据也可作为长期水文序列分析提供补充。此外,部分水利工程管理单位对其所管理工程的上下游水文情况进行监测,这些数据同样具有重要价值。

1.2 数据收集的方法

针对不同的水文气象要素,有相应的数据收集方法。对于降水量,通常采用雨量计进行测量,雨量计可分为虹吸式雨量计、翻斗式雨量计等,它们能准确记录降水的时间和降水量。蒸发量的测量则常用蒸发皿,通过测量蒸发皿内水分的蒸发量来间接反映区域的蒸发情况。径流量的测量方法较为多样,如流速仪法,通过测量水流的流速和过水断面面积来计算径流量;还有浮标法,利用浮标在水流中的运动速度来估算流速进而计算径流量。

1.3 数据整理的原则与方法

在收集到大量的原始水文数据后,需要对其进行整理。数据整理应遵循准确性、完整性和一致性的原则。准确性要求对数据进行严格的审核,检查数据是否存在错误记录,如仪器故障导致的异常数据等,对错误数据要进行修正或删除。完整性是确保数据在时间序列上没有缺失,对于缺失的数据,可采用插值法进行补充,如线性插值法、样条插值法等。一致性原则是保证不同来源的数据在统计口径、测量方法等方面保持一致,避免因数据不一致而导致分析结果出现偏差^[1]。经过整理后的数据要按照一定的格式进行存储,以便后续的分析和使用。

2 长期水文序列分析方法

2.1 统计分析

2.1.1 均值、方差等统计参数计算

统计分析是长期水文序列分析的基础方法之一。通过计算均值、方差等统计参数,可以了解水文序列的集中趋势和离散程度。均值是反映水文序列平均水平的指标,它的计算公式为: $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$, 其中 \bar{x} 为均值, n 为数据样本数量, x_i 为第 i 个样本数据。方差则衡量了数据的离散程度,其计算公式为: $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$, 方差越大,说明数据的离散程度越大,水文要素的变化越不稳定。

2.1.2 频率分析

频率分析是确定水文变量在不同频率下取值的方法。在水资源论证中,常需要知道某一水文要素(如洪水流量、枯水流量)在一定频率下出现的概率。通过频率分析,可以绘制频率曲线,常用的频率曲线有皮尔逊Ⅲ型曲线等。首先对水文数据进行经验频率计算,常用的经验频率计算公式为: $P_m = \frac{m}{n+1} \times 100\%$, 其中 P_m 为第 m 项数据的经验频率, m 为数据按大小顺序排列后的序号, n 为数据样本数量。然后根据经验频率点据,采用适线法

确定频率曲线的参数，从而得到频率曲线方程，进而可以查得不同频率下的水文变量值。

2.2 趋势分析

2.2.1 线性趋势分析

趋势分析用于研究水文序列随时间的变化趋势。线性趋势分析是一种常用的方法，它假设水文序列与时间之间存在线性关系。通过最小二乘法可以拟合出一条直线方程： $y = a + bx$ ，其中 y 为水文变量， x 为时间， a 为截距， b 为斜率。斜率 b 的正负和大小反映了水文变量的变化趋势方向和程度。若 $b > 0$ ，则说明水文变量呈上升趋势；若 $b < 0$ ，则呈下降趋势。通过计算相关系数 r 来检验线性关系的显著性，相关系数的计算公式为：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

当 $|r|$ 越接近1时，说明线性关系越显著。

2.2.2 非线性趋势分析

在实际情况中，水文序列的变化趋势可能并非完全线性，存在非线性趋势。对于非线性趋势分析，可以采用多项式拟合、指数拟合等方法。多项式拟合是用多项式函数来逼近水文序列与时间的关系，如二次多项式拟合方程为： $y = a + bx + cx^2$ ，通过最小二乘法确定系数 a 、 b 、 c 的值。指数拟合则适用于水文序列呈现指数增长或衰减的情况，其方程形式为： $y = a \times e^{bx}$ ，同样通过一定的方法确定系数 a 和 b 。非线性趋势分析能够更准确地描述水文序列复杂的变化趋势，但计算过程相对复杂，需要根据实际数据情况选择合适的拟合方法。

2.3 周期分析

2.3.1 谱分析

周期分析旨在找出水文序列中存在的周期性变化规律。谱分析是一种常用的周期分析方法，它将水文序列从时域转换到频域进行分析。通过傅里叶变换，将水文序列分解为不同频率的正弦和余弦波的叠加。在频域中，功率谱密度函数反映了不同频率成分的能量分布情况。通过分析功率谱密度函数，可以确定水文序列中显著的周期成分。例如，若在功率谱密度图上某一频率处出现明显的峰值，则说明该频率对应的周期是水文序列中的一个重要周期。

2.3.2 小波分析

小波分析是一种时频分析方法，它克服了傅里叶变换只能在频域分析的局限性，能够同时在时域和频域对水文序列进行分析。小波分析通过将水文序列与小波函数进行卷积运算，得到小波系数。小波系数反映了水文

序列在不同时间尺度和频率下的特征。通过分析小波系数的变化，可以确定水文序列的周期变化在不同时间段的表现。与谱分析相比，小波分析能更清晰地展现水文序列周期的时变性，对于分析具有复杂周期结构的水文序列具有更好的效果。

3 长期水文序列预测模型

3.1 传统统计预测模型

3.1.1 自回归模型 (AR)

传统统计预测模型在长期水文序列预测中应用广泛。自回归模型 (AR) 是基于时间序列自身的历史数据来建立预测模型。AR模型的基本形式为：

$$x_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} + \varepsilon_t$$

其中 x_t 为时刻 t 的水文变量值， x_{t-i} 为 t 时刻之前 i 个时刻的水文变量值， φ_i 为自回归系数， p 为自回归阶数， ε_t 为白噪声序列，代表模型的误差项^[2]。在建立AR模型时，需要确定合适的自回归阶数 p ，通常可以通过赤池信息准则 (AIC)、贝叶斯信息准则 (BIC) 等方法来确定。

3.1.2 移动平均模型 (MA)

移动平均模型 (MA) 则是用过去的误差项来表示当前的水文变量。MA模型的表达式为：

$$x_t = \mu + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

其中 μ 为常数项， θ_i 为移动平均系数， q 为移动平均阶数。与AR模型类似，MA模型也需要确定合适的移动平均阶数 q 。

3.1.3 自回归移动平均模型 (ARMA)

自回归移动平均模型 (ARMA) 结合了AR模型和MA模型的特点，其模型形式为：

$$x_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

ARMA模型通过同时考虑水文序列的自相关和移动平均特性，能够更准确地描述水文序列的变化规律，在一定程度上提高了预测精度。但ARMA模型要求水文序列是平稳的，对于非平稳的水文序列，需要进行差分等处理使其平稳化后才能应用。

3.2 人工智能预测模型

3.2.1 人工神经网络模型 (ANN)

随着人工智能技术的发展，人工神经网络模型 (ANN) 在水文序列预测中得到了广泛应用。ANN是一种模拟人类大脑神经元结构和功能的计算模型，它由输入层、隐藏层和输出层组成。在水文序列预测中，将历史水文数据作为输入层的输入，通过隐藏层的神经元对数据进行非线性变换和特征提取，最后由输出层得到预测结果。常用的ANN模型有多层感知器 (MLP)、径向

基函数神经网络 (RBFNN) 等。ANN模型具有很强的非线性映射能力,能够处理复杂的水文序列变化关系,但它的训练过程需要大量的数据和较长的时间,且容易出现过拟合现象。

3.2.2 支持向量机模型 (SVM)

支持向量机模型 (SVM) 是一种基于统计学习理论的机器学习方法。在水文序列预测中, SVM通过寻找一个最优的分类超平面 (在回归问题中为回归函数), 将数据进行分类或回归预测。对于非线性问题, SVM通过核函数将低维空间的数据映射到高维空间, 从而在高维空间中找到线性可分的超平面。SVM模型具有良好的泛化能力, 能够有效地避免过拟合问题, 在小样本数据情况下也能取得较好的预测效果。但SVM模型的性能依赖于核函数的选择和参数的优化, 需要根据具体问题进行合理调整。

3.2.3 深度学习模型 (如LSTM、GRU)

深度学习模型在近年来的水文序列预测研究中也取得了显著进展。长短期记忆网络 (LSTM) 和门控循环单元 (GRU) 是两种常用的深度学习模型。LSTM通过引入记忆单元和门控机制, 能够有效地处理时间序列中的长期依赖问题, 对于具有复杂动态变化的水文序列具有较好的预测能力。GRU则是对LSTM的简化, 它同样具有门控机制, 但结构相对简单, 计算效率更高。深度学习模型需要大量的数据进行训练, 并且训练过程需要消耗较多的计算资源, 但在处理大规模、复杂的水文序列预测问题时具有很大的优势。

4 分析与预测结果在水资源论证中的应用

4.1 水资源量评估

通过对长期水文序列的深入分析与精确预测, 区域水资源量的评估得以更加准确。这些水文序列包含了降水量、径流量等关键数据, 在统计分析和频率分析的支持下, 能够描绘出不同频率下的水资源丰枯变化全貌。具体而言, 利用频率分析方法, 可以确定某一特定频率下的年径流量, 进而结合该区域的地理特征, 如面积、地形等, 计算出该频率下的水资源总量^[3]。这一步骤不仅为水资源总量的计算提供了坚实的科学依据, 更是水资源论证不可或缺的基石, 为后续的水资源规划、开发、利用提供了详实的数据支撑, 确保每一步决策都基于准确的水资源评估。

4.2 水资源供需平衡分析

在水资源论证的复杂过程中, 供需平衡分析占据核心地位。长期水文序列的预测结果在此环节发挥了关键作用, 它能够帮助预测未来不同时间段内的水资源可供水量。与此同时, 结合区域的社会经济发展蓝图, 预测

未来的用水需求, 两者之间的对比分析, 能够直观反映水资源的供需状况。若预测结果显示, 在未来某一特定时间段内, 供水量无法满足需水量, 这意味着该区域可能面临水资源短缺的严峻挑战。面对这种情况, 必须提前布局, 通过调整产业结构、优化水资源配置、提升水资源利用效率等一系列措施, 有效应对水资源短缺, 确保水资源供需达到动态平衡。

4.3 取水方案合理性评估

建设项目的取水方案, 其合理性直接关系到水资源的有效利用与环境保护。长期水文序列的分析与预测, 为这一评估提供了有力的数据支持。通过对取水口位置的水文序列进行细致分析, 预测未来的水位、流量等关键指标的变化趋势, 可以科学判断取水方案在不同水文条件下的可行性与稳定性。例如, 若预测结果显示, 在枯水期取水口的水位可能降至取水设施的设计水位以下, 这将直接影响取水效率与安全性, 此时, 必须对取水方案进行必要的优化或调整。

4.4 水资源保护措施制定

长期水文序列的分析与预测, 还能够揭示水资源存在的潜在问题与变化趋势, 为制定科学的水资源保护措施提供重要依据^[4]。若分析结果显示, 某一区域的水质呈现恶化趋势, 或者水资源量持续减少, 这意味着必须立即采取行动, 通过加强污染源治理、推广节水技术、实施生态修复等一系列措施, 有效保护水资源的质量和数量。这些措施的制定与实施, 旨在实现水资源的可持续利用, 确保水资源的长期安全与稳定, 为区域社会经济的可持续发展提供坚实保障。

结束语

长期水文序列分析与预测是水资源论证的关键支撑, 它凭借科学的方法和模型, 揭示了水资源变化的内在规律, 为水资源管理提供了有力依据。在水资源论证的多个关键环节, 这些分析与预测结果发挥着举足轻重的作用。尽管当前方法面临诸如传统模型适应性局限、人工智能模型数据需求大等挑战, 但随着技术的不断进步, 相信未来长期水文序列分析与预测将更加精准高效, 为水资源可持续利用贡献更大力量。

参考文献

- [1]田少坤,郭月亮.水资源论证中的两项关键水文技术分析[J].工程建设与设计,2019(1):151-152,155.
- [2]蔡振华,郭成,李莉.谈水资源论证在水资源管理中的作用[J].山东水利,2021(6):59-60.
- [3]王淑君,毛雅倩,范玲龄,等.基于有季节效应的非平稳序列分析的时间序列水文预报[J].消费导刊,2021(34):106.