

PLC 硬件结构的水电站故障监测系统及故障识别

熊 玺, 汪广明, 童 松, 何 滔, 黄赛泉

(国能大渡河沙坪发电有限公司, 四川 乐山 614300)

摘要: 针对现有水电站故障监测系统识别效率低、工作难度大等问题, 提出了一种基于巡检机器人视觉识别的故障监测方法, 并将其应用于水轮机调节系统故障诊断问题; 通过可编程逻辑控制器保证巡检机器人的稳定工作运行, 通过非线性输出频率响应函数分析故障参数的特性; 利用方向梯度直方图作为模板, 采用可变形组件模型算法实现 HTGS 的故障识别; 试验表明, 该方法处理 2 GB 故障数据所耗时间为 40 s。

关键词: 视觉故障识别; 可编程逻辑控制器; 水轮机调节系统; 模糊控制; 可变性组件模型

Fault Monitoring System and Fault Identification Based on PLC Hardware Structure of Hydropower Station

XIONG Xi, WANG Guangming, TONG Song, HE Tao, HUANG Saixiao

(China Energy Dadu River Shaping Power Generation Co., Ltd., Leshan 614300, China)

Abstract: Aiming at the identified problems of low efficiency and high difficulty in the existing fault monitoring system of hydropower station, a fault monitoring method based on the visual recognition of the inspection robot is proposed and applied in the fault diagnosis of the hydraulic turbine regulating system. The programmable logic controller is used to ensure the stable operation of the inspection robot, and the characteristics of the fault parameters are analyzed through the nonlinear output frequency response function. Using the directional gradient histogram as a template, the deformable component model algorithm is used to realize the fault identification of hydro-turbine governing system (HTGS). The experiment results of the method show that It takes 40 s to process the 2 GB data of fault.

Keywords: visual fault identification; programmable logic controller; turbine governing system; fuzzy control; variability component mode

0 引言

21 世纪以来, 我国水利水电事业发展迅速, 水电站单机容量不断增大。水电站的运行稳定性直接关系到电站的安全和电网的供电质量^[1]。水轮机调节系统 (HTGS, hydro-turbine governing system) 在水电站中起着功率调节的作用, 为了减少 HTGS 的突发事故, 延长 HTGS 的使用寿命, 许多大型水电站采用 360 摄像头、智能巡检机器人、无人机等方式对水电站中关键设备进行在线状态监测, 分析水电站机组的稳定运行状态, 并结合设备故障诊断技术, 达到保证水电企业设备安全稳定运行的目的, 从而提高水电企业的经济效益^[2-3]。

针对上述问题, 文献 [4] 提出了一种水电站故障智能检测系统, 从运行数据中研究了故障特征向量, 并利用人工神经网络建立了故障诊断模型, 具有较好的故障诊断能力。然而该系统运算性能差, 诊断时间太长。文献 [5] 公开了广义频率响应函数作为基于 HTGS 参数模型的诊断方法, 非线性输出频率响应函数 (NOFRFs, nonlinear output frequency response functions) 在非线性系统分析中具有良好的计算性能, 有助于 HTGS 的故障诊断。但 NOFRFs 模

式的识别需要多种精度, 在工程实践中难以实现。

1 总体方案设计

鉴于上述文献技术中的优缺点, 本研究采用巡检机器人对水电站 HTGS 进行智能监测, 机器人能够通过自身摄像头拍摄 HTGS 实时画面, 作为本文中的采集图像数据, 以巷道巡检机器人为例的采集识别图像如图 1 所示。



图 1 巡检机器人采集识别图像案例

之后, 得到的图像数据要根据可编程逻辑控制器 (PLC, programmable logic controller) 控制器进行智能识

收稿日期: 2022-06-10; 修回日期: 2022-06-14。

作者简介: 熊 玺 (1971-), 男, 四川乐山人, 高级工程师, 主要从事水电站技术管理方向的研究。

引用格式: 熊 玺, 汪广明, 童 松, 等. 基于 PLC 硬件结构的水电站故障监测系统及故障识别[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(10): 17-21.

别, 图像的识别过程为计算机算法运算处理过程。在此基础上, 本研究还构建了计算机平台—水电站故障监测系统, 其架构如图 1 所示。

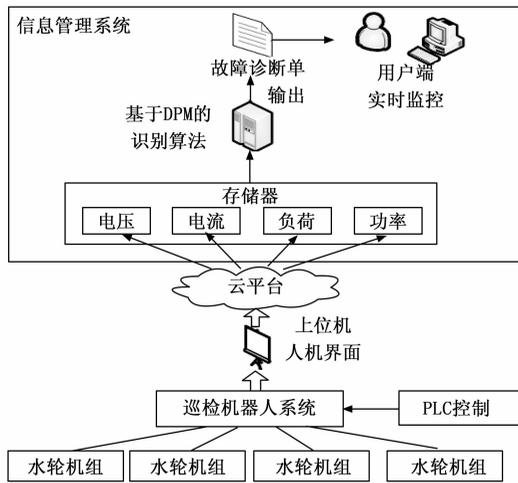


图 2 水电站故障监测系统架构

图 2 中的系统框架可以看出, 本研究通过设置不同的数据层次实现多种类型的数据诊断。首先, 通过在水电站电力系统中设置巡检机器人行动路线, 通过机器人上智能摄像头采集 HTGS 实时图像数据信息, 提取 HTGS 图像中的故障特征。在数据传输过程中, 通过无线传输的方式将 HTGS 中的故障数据传递到水电站故障监测系统, 传输途径通过云平台传递到数据分析层进行数据分析或者计算, 利用优化的 DPM 算法实现 HTGS 的故障识别。与此同时, 通过映射的方式处理 HTGS 中的水电站故障监测系统数据类型的复杂非线性关系, 通过巡检机器人视觉识别实现电网系统中 HTGS 的数据信息诊断和故障位置诊断, 使用户能够实时地得出 HTGS 故障诊断方案^[6]。诊断后的数据信息通过远程数据传输端口传递到数据监控层进行监控, 进而实现底层数据的物联网传递, 用户无需在现场即可实现底层数据的远程监控。

2 关键技术

2.1 PLC 硬件结构以及控制算法

本研究采用 PLC 控制巡检机器人的信息获取, 该技术可以自动控制巡检机器人的行动路线以及故障定位, 避免了人为故障诊断造成的错误现象。本研究采用日本厂家 FX3U-64MR-ES-A 型号的 PLC 控制器, 与传统控制方式相比, 该型号 PLC 控制系统有三大优点: 1) PLC 的控制功能编程简单, 程序语言很容易明白, 方便操作; 2) PLC 具有很高的兼容性, 能够与普通用户电脑直接相连; 3) PLC 具有远程通讯的技术, 可以接收模拟信号^[7-8]。有关 PLC 硬件结构如图 3 所示。

如图 3 所示, PLC 结构拥有电源、中央处理单元 (CPU, central processing unit)、存储器、存储器、输入模块、输出模块、通信接口、电源模块及扩展接口模块等。

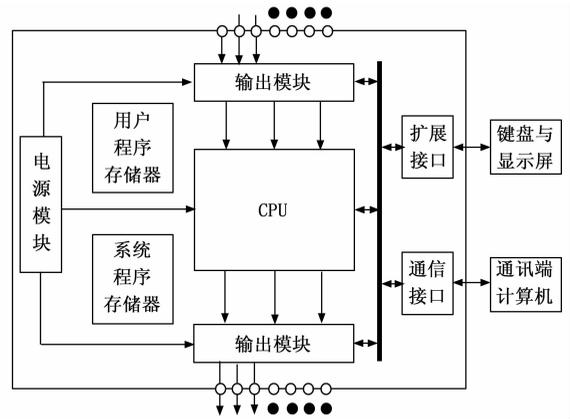


图 3 PLC 硬件结构框图

其中, 电源部分在整个 PLC 结构框图中作用是十分重要的, 能够提供系统运行的电压, 保证 PLC 工作稳定运行; CPU 对 PLC 整个结构进行控制指挥; 存储器把所需要的硬件软件安全的存放, 通常固化原厂系统代码在系统存储器中, 用户无法对只读内存中的系统代码进行改写, 软件代码的质量也决定了 PLC 的性能; 输入/输出模块则是方便接收信号和反馈信号的通道; 扩展接口模块 PLC 的扩展接口模块主要负责 PLC 与外围模块之间的连接, 保证了控制器与外部的有效数据通讯^[9]。

PLC 的工作原理并不复杂。总结归为 4 个字: 循环扫描。PLC 的具体工作内容分为 3 个模块: 输入采集、程序编程和输出刷新。在 PLC 运行的时候, 扫描速度由程序员设定。PLC 系统会对全部输入数据进行扫描, 然后存储起来, 在扫描过程中, 一定要保证收到的信号在扫描的周期内, 否则将无法保存起来。此外, CPU 会根据输入/输出模块对其中所有 HTGS 故障数据进行输出刷新, 然后通过输出端口连接到外面电路^[10]。

由于 PID 控制算法稳定性差, 本研究采用模糊控制算法, 设水压理论值为 P , 水压实际测量值为 P' , 则误差 x 为:

$$x = P' - P \quad (1)$$

将误差 x 与误差变化率 Δx 作为模糊控制算法的输入, 转化为模糊集, 并构建建立输入变量与输出变量之间的模糊控制规则。模糊控制表是利用模糊元函数计算出来的, 存储在 PLC 的存储器中。以本研究的供水系统为基础, 将进水轮发电机组水压误差 x 、误差变化率 Δx 和输出变量 v 的模糊集设为 QB (负大)、WA (负中)、RE (负小)、ZQ (零)、JK (正小)、HR (正中)、PL (正大), 转换成数字域 (-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3) 共有 7 个等级^[11]。关于模糊集的模糊元函数在数字域中的分布如图 4 所示。

通过模糊控制规则和根据模糊元函数得出模糊控制规则如表 1 所示。

如表 1 所示, 可以得出模糊控制关系: 如果 $x=A$ 和 $\Delta x=B$, 则 $v=C$ 。A、B、C 分别代表模糊集合中任意一个元素。根据模糊控制规则表, 对输入值进行模糊控制算法转换为数字域, 得出相应的控制运算代码结果。

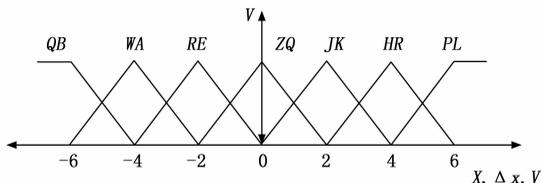


图 4 模糊元函数分布图

表 1 模糊控制规则表

x	Δx						
	QB	WA	RE	ZQ	JK	HR	PL
QB	X	X	QB	QB	HR	PL	PL
WA	WA	RE	RE	WA	WA	HR	PL
RE	QB	WA	RE	RE	RE	HR	PL
ZQ	QB	WA	RE	O	JK	HR	PL
JK	QB	WA	JK	N	JK	HR	PL
HR	QB	WA	HR	JK	JK	JK	HR
PL	QB	WA	PL	PL	PL	X	X

采用模糊控制算法能够分析内部参数动态稳定性, 进一步分析 HTGS 故障问题。但并非每台水轮发电机组都有完整的特性曲线, 因此, 本研究构建简化非线性水轮机模型, 该模型因结构简单、计算精度高而得到广泛应用。简化非线性水轮机模型可表示如下:

$$\begin{cases} P_m = A_t(q - Q_{n1})h - DG\Delta w \\ \frac{dq}{dt} = \frac{1 - h - f_p q^2}{T_w} \\ q = G\sqrt{h} \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) 中, P_m 是指水力机械功率, A_t 是指比例系数, q 是指水轮机流量, Q_{n1} 是指水轮机空载流量, D 是指速度失调阻尼系数, G 是指闸门开度, T_w 是指水锤时间常数, f_p 为是指水头损失系数, h 是指水头。考虑到 HTGS 中发电机的动态转速, 发电机的模型可描述为以下传递函数:

$$\frac{x}{P_m} = \frac{1}{T_a s + e_g} \quad (3)$$

式 (3) 中, x 表示水轮发电机组的频率, $T_a s$ 表示惯性时间常数, e_g 表示自适应控制系数。非线性水轮发电机组模型如图 5 所示。

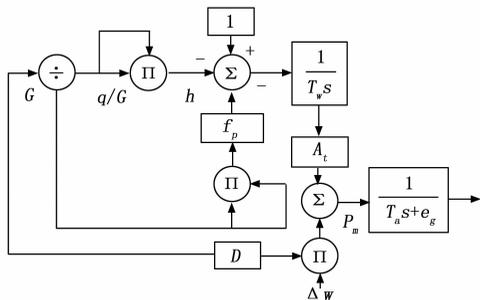


图 5 非线性水轮发电机组模型框图

NOFRFs 是频率响应函数在非线性系统中的推广, 它能反映非线性系统的一些典型频率响应。正常状态下的 GFRFs 与非线性系统中的故障状态不同, 这种现象可用于

故障诊断。 n 阶 NOFRF 如下所示:

$$G_n = \frac{\int_w H_n \prod_{i=1}^n U d\sigma}{\int_w \prod_{i=1}^n U d\sigma} \quad (4)$$

式 (4) 中, Y 和 U 分别是指 HTGS 输入和输出的频谱, σ 是指 HTGS 的非线性函数自变量, H_n 是指 n 阶广义频率响应函数。当 HTGS 系统发生故障时, 系统的非线性特性会发生变化, 其反映在 NOFRFs 上。因此, 通过 NOFRFs 可以反应出水电站 HTGS 故障问题。

2.2 优化的 DPM 故障识别算法

为了解决水电站 HTGS 图像的故障识别困难的问题, 本研究利用基于方向梯度直方图 (HOG, histograms of oriented gradients) 特征模板优化的可变形组件模型 (DPM, deformable part model) 算法实现 HTGS 的故障识别。HOG 特征是巡检机器人视觉识别中最常用的特征模型, 其提取方法的具体过程为:

步骤 1: 将 HTGS 图像转换为灰度图, 并进行标准化:

$$T(a, b) = \sqrt{T(a, b)} \quad (5)$$

式 (5) 中, $T(a, b)$ 是指 HTGS 图像的灰度值。

步骤 2: 梯度计算。计算 HTGS 图像在像素 (a, b) 点的梯度值, 其公式为:

$$L_a(a, b) = H(a + 1, b) - H(a - 1, b)$$

$$L_b(a, b) = H(a, b + 1) - H(a, b - 1) \quad (6)$$

式 (6) 中, $L_a(a, b)$ 是指 HTGS 图像的水平梯度值, $L_b(a, b)$ 是指 HTGS 图像的垂直梯度值, $H(a, b)$ 是指 HTGS 图像的像素值。在像素点 (a, b) 的梯度向量为:

$$L(a, b) = \sqrt{L_a(a, b)^2 + L_b(a, b)^2} \quad (7)$$

$$\alpha(a, b) = \arctan \frac{L_b(a, b)}{L_a(a, b)} \quad (8)$$

式 (7) ~ (8) 中, $L(a, b)$ 是指 HTGS 图像的梯度值, $\alpha(a, b)$ 是指 HTGS 图像的梯度方向。

步骤 3: 构建方向梯度直方图。将 HTGS 图像分成若干模块, 每个模块有 8×8 个像素, 将模块梯度方向分成 9 块。对模块中的每个像素在梯度方向直方图中进行加权投影, 就可以统计出该模块的梯度方向直方图^[12]。将相邻的几个模块进行组合, 并进行归一化。

步骤 4: 生成特征向量。每片归一化模块会有部分重叠的 HOG 特征, 提取这些特征生成特征向量。关于 HOG 特征提取过程中单元格、块以及图像之间的关系如图 6 所示。

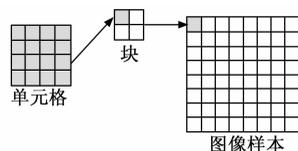


图 6 HOG 特征提取过程示意图

在得到 HOG 特征后, 支持向量机 (SVM, support vector machine) 可以最大限度地分离出 HTGS 图像两个类别特征。该分类器可以简化分类中的问题, 并能剔除许

冗余信息。假设一个线性 SVM 分类器为 $f(x)$ ，该函数的定义表达式为：

$$f_R(x) = \max_{z \in Z(x)} R * P(x, z) \quad (9)$$

式 (9) 中， R 是指 SVM 分类器一个参数， x 是指一个 HTGS 图像样本变量， z 是指隐变量， $Z(x)$ 是指隐变量的取值空间， $P(x, z)$ 是指 HTGS 图像样本的描述。一个 SVM 分类器训练主要通过最小化目标函数得到最优参数 R ，具体定义为：

$$M(R) = \frac{1}{2} \|R\|^2 + C \sum_{i=1}^n \max(1 - y_i f_R(x_i), 0) \quad (10)$$

式 (10) 中， $M(R)$ 是指目标函数， i 是指第 i 个训练任务。关于求出目标函数最小化，可以通过固定 R 为每个正样本选取最佳的隐变量值来最优化。

DPM 基于 HOG 特征采用了模块化的概念，并在归一化处理时，直接将当前单元与周围 4 个单元的区域归一化。关于优化的 DPM 特征提取流程如图 7 所示。

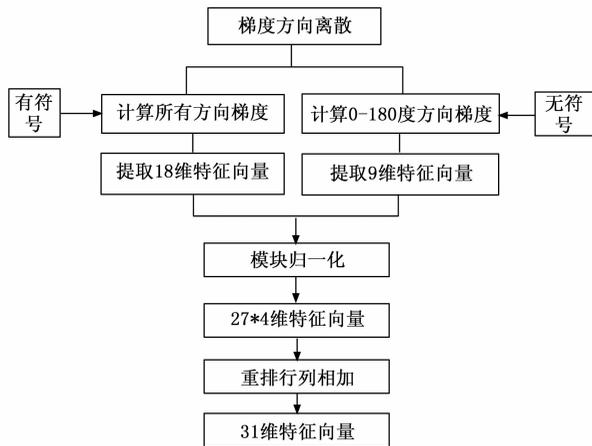


图 7 优化的 DPM 特征提取流程图

如图 7 所示，本文采用了有符号梯度和无符号梯度相结合的方式来进行 DPM 特征提取流程的优化，简单原理在于分别计算有符号所有方向梯度和无符号 0~180° 的方向梯度，在有符号梯度方向提取 18 维特征向量，无符号梯度方向提取 9 维向量，得到的 27 维特征向量，对 4 个模块参数进行归一化，得到 $4 * 27 = 108$ 维的 HTGS 特征图像。之后重排为并进行行列相加，得到 $4 + 27 = 31$ 维的特征^[13]。综上所述，下面将针对 DPM 模型的 HTGS 故障识别过程进行综合阐述：

1) 首先，将采集到的 HTGS 图像通过低通滤波器，并对 HTGS 图像进行切片，从而得到一系列尺寸变化的图像。

2) 与原始模板进行图像对比，将部分模板与 3 倍率的 HTGS 图像进行匹配，综合部件模板与特征的匹配程度和最佳位置偏离，得到最佳的匹配结果，该过程实现公式为：

$$S(x_0, y_0, l_0) = K(x_0, y_0) + J \quad (11)$$

$$J = \sum_{i=1}^n E_{i, l_0 - \lambda} [2(x_0, y_0) + v_i] + b \quad (12)$$

式 (11) ~ (12) 中， (x_0, y_0) 是指 HTGS 图像识别

特征点， l_0 是指尺度层， S 是指匹配度， $K(x_0, y_0)$ 是指待监测的 HTGS 图像， J 是指不同部分模板与 3 倍率的 HTGS 图像匹配度， t 是指一个随机部分模板。

3) 通过低通滤波器进行响应变换，其中响应变换的公式为：

$$E_{i, l}(x, y) = \max_{dx, dy} [K_{i, l}(x + dx, y + dy) - d_i * \beta_d(dx, dy)] \quad (13)$$

式 (13) 中， d 是指 HTGS 图像特征点偏离原始模板位置， (x, y) 是指第 i 个部分模板在尺度层 l 的最佳偏离位置。 (dx, dy) 是指相对于第 i 个部分模板的偏移量。等式 (13) 的含义为待检测 HTGS 图像 K 在 $(x + dx, y + dy)$ 偏移量处的匹配得分，根据匹配得分系统将智能评估出匹配结果，从而实现巡检机器人视觉故障识别^[14]。

3 实验与分析

为了验证水电站故障监测系统的实用性与可靠性，在这一节中，本研究将设计模拟实验。通过巡检机器人调研一年内安徽省芜湖市郊外多个大型水电站水轮机设备，并搭建后台服务器集群用于数据处理，每台服务器的计算机操作系统为 Windows10 · 64 位，计算机的开发工具为 Visual Studio 2019，OpenCV 3.0，计算机的硬件环境为 CPU: Inter (R) Core (TM) i7; 主频为 2.59 GHz; 内存 16 G，所用的编码软件 JavaScript 的版本为 ECMA Script 6。

通过巡检机器人检出水电站多种故障图像类型，例如：水轮机组功率不足、调速器问题、水轮机问题、油系统问题、储气罐压力问题、球阀问题、接力器问题等多种问题。此外，水轮机空载流量会因导水机构泄漏、轴承润滑不良等原因而发生变化，轴承润滑不良的原因在于水轮机组推力瓦和镜板之间没有形成足够的油膜厚度，推力瓦和镜板没有分离，推力瓦面得不到充分润滑而引起的烧瓦现象，这种故障情况严重影响水轮机组的运行效率。本研究以轴承润滑不良引起的推力瓦面烧瓦现象作为本研究实验的图像，经过一年时间调研多个大型水电站水轮机采集得到了 26 864 张故障图像，经过筛选分类等预处理构建了实验数据库，关于巡检机器人监测得到的图像数据如图 8 所示。

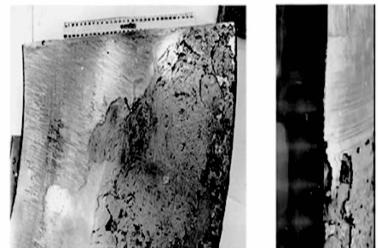


图 8 检机器人监测得到的图像

针对上述水电站故障问题，水轮机空载流量的非线性频率分析对水轮机的正确检修具有重要意义。本研究通过构建 NOFRFs 模型进行特性分析，其相关的主要参数根据实际 HTGS 设置为： $T_w = 0.5$ s， $A_i = 1.06$ ， $T_a = 5.7$ s， e_g

$=0$ 和 $D=0$, 模拟时间为 500 s , 模拟步长为 0.01 s 。此外, 主伺服电机的响应时间常数设置为 $T_y=0.1$ 。干扰信号设置为 $x_f(t)=0.05\sin(t)$, 并在 90 秒 时施加。为了减少计算量, 将 NOFRFs 的最大阶数 N 设为 3 , 提取信号设为 $x_u(t)=0.05\sin(t)$, 干扰信号的基频为 $\omega_f=1/2\pi$ 。不同空载流量 ($Q_{nl}=0.1$ 、 $Q_{nl}=0.2$ 、 $Q_{nl}=0.3$) 下 HTGS 的 NOFRF 如表 2 所示。

表 2 不同空载流量下 NOFRF 值

NOFRF	$Q_{nl}=0.1$	$Q_{nl}=0.2$	$Q_{nl}=0.3$
G_1 (基频)	0.081 4	0.084 4	0.063 9
G_2 (基频)	60.349 2	48.320 7	36.732 4
G_3 (基频)	0.674 4	0.074 4	0.371 8
G_1 (半频)	0.130 3	0.134 3	0.158 5
G_2 (半频)	2.969 5	3.923 3	5.133 6
G_3 (半频)	0.952 4	1.361 9	1.314 1

如表 2 所示, 随着空载流量的增加, 一些非线性特征可以从 NOFRFs 中反映出来。最明显的变化是 G_2 的半频增加, 基频降低。 G_1 的半频有微弱的增加, 基频变化不大。 G_3 的半频会增加, G_1 的基频会有较大幅度的变化。NOFRFs 的这些变化可用于 HTGS 的故障识别, 并证实了与空载流量有关。

为了突显基于 DPM 的故障识别算法的优势性能, 以文献 [4] 中基于人工神经网络 (ANN, artificial neural network) 的故障监测模型作为比较对象, 进行对比实验。从实验数据集中提取 $0\sim 2\text{ GB}$ 的水轮机组故障图像数据量, 采用 ANN 与 DPM 两种算法的故障诊断系统处理这些故障图像数据, 统计不同系统的延迟时间, 根据数据量大小和延迟时间为轴绘制曲线如图 9 所示。

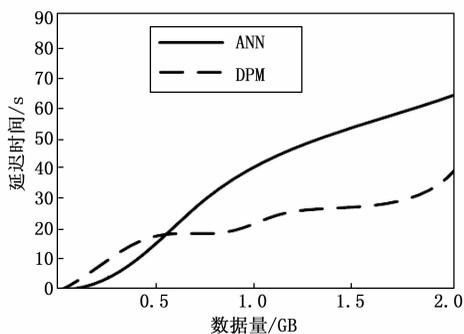


图 9 两种系统的延迟时间对比

从图 9 中可知, 本研究所开发的 DPM 算法处理 HTGS 数据耗时更短, 效率更高, 这是因为 DPM 基于 HOG 特征采用了模块化的概念, 并在归一化处理时, 直接将当前单元与周围 4 个单元的区域归一化, 采用这种优化策略提高了巡检机器人视觉识别的效率, 充分验证了本研究水电站故障监测系统的实用性与可靠性。

4 结束语

为了达到水电站设备安全稳定运行的目的, 从而提高水电行业的经济效益, 本研究构建了水电站故障监测系统,

其主要内容有:

1) 基于巡检机器人视觉对水电站中 HTGS 进行故障识别, 采用 PLC 控制巡检机器人的信息获取, 该技术可以自动控制巡检机器人的行动路线以及故障定位, 避免了人为故障诊断造成的错误现象。

2) 通过模糊控制算法提高了巡检机器人识别稳定性, 并采用一种非线性输出频率响应函数分析 HTGS 参数, 有助于辨识 HTGS 故障问题。

3) 采用基于 HOG 特征模板优化的 DPM 算法, 结合 SVM 分类器最大限度地分离出 HTGS 图像两个类别特征, 实现 HTGS 图像的视觉故障识别。

经过实验验证了该系统的可行性, 总结该研究成果, 发现在 HTGS 特征点的分类方面仍具有较大的分类问题, 导致了徐建机器人识别精度较低, 未来将会进行这方面的探讨与改进。

参考文献:

- [1] 余明涛, 陈 锋. 大型水电站 500kV GIL 管母故障定位及原因分析 [J]. 水电与新能源, 2021, 35 (6): 18-21.
- [2] 杨硕瀚, 陈 铁. 基于灰色系统理论的水利工程电气主接线故障监控模型研究 [J]. 水利水电技术, 2020, 51 (10): 88-95.
- [3] 丁 韬. 水轮发电机温度异常诊断及处理的探索与实践 [D]. 成都: 西华大学, 2020.
- [4] 谭泓镁. 水电站机组状态监测与故障诊断系统应用 [J]. 通信电源技术, 2020, 37 (6): 111-112.
- [5] 郑建锋, 陈泽阳, 江振涛. 乌溪江水电站状态监测诊断平台建设及难点研究 [J]. 水电站机电技术, 2021, 44 (5): 18-20.
- [6] 周毛等, 张 栋, 周 涛, 等. 基于双目视觉的采摘机器人机械臂控制 [J]. 计算机与数字工程, 2018, 46 (11): 2355-2359.
- [7] 罗陆锋, 谭远良, 卢清华, 等. 水果防撞损采摘的视觉认知及其执行机构研究进展 [J]. 河北科技大学学报, 2018, 39 (3): 204-213.
- [8] 赖文雅, 王心海, 凌永发, 等. 采摘机械手运动控制及避障研究—基于 PLC 和物联网远程控制 [J]. 农机化研究, 2019, 41 (1): 201-205.
- [9] 王立谦, 吴 蕾. 基于 ARM 的采摘机械手运动控制及避障研究 [J]. 农机化研究, 2019, 41 (2): 74-77, 97.
- [10] ROSSION, BRUNO. Humans are visual experts at unfamiliar face recognition [J]. Trends in Cognitive Sciences, 2018, 22 (6): 471-472.
- [11] 许龙成. 基于模糊控制篮球比赛系统的采摘机器人避障系统研究 [J]. 内蒙古师范大学学报 (自然科学汉文版), 2018, 47 (1): 44-48.
- [12] 张 磊. 采摘机器人定位和导航研究—基于足球比赛动态路径规划 [J]. 农机化研究, 2018, 40 (6): 210-214.
- [13] 郭永茂, 周石博, 高 艾. 基于方向梯度直方图的陨坑预检测算法 [J]. 无线电工程, 2018, 48 (6): 478-483.
- [14] 罗 微, 孙丽萍. 利用局部二值模式和方向梯度直方图融合特征对木材缺陷的支持向量机学习分类 [J]. 东北林业大学学报, 2019, 47 (6): 70-73.