

INTERREG VI-A ITALIA SLOVENIJA 2021-2027

BeBlue Beyond Bluegrass:

Rafforzare l'agroalimentare sostenibile mediante l'acquaponica /

Krepitev trajnostne agroživilske proizvodnje z akvaponiko

D1.1.2 Modello per il controllo di qualità dei dati / Model nadzora kakovosti podatkov

INTERREG VI-A ITALIA SLOVENIJA 2021-2027

Bando di Capitalizzazione/ Poziv za Kapitalizacijo N. 01/2022R

Project code: ITA-SI0100069 BeBlue

Start date: September 1st, 2023 – Duration 24 months

Partner di progetto/Projektne partnerji:

Il progetto BeBlue è co-finanziato dall'Unione europea nell'ambito del Programma Interreg VI-A Italia-Slovenia.

Projekt BeBlue sofinancira Evropska unija v okviru Programa Interreg VI-A Italija-Slovenija.



Università
Ca' Foscari
Venezia



UNIVERZA V LJUBLJANI
University of Ljubljana



Progetto/ Projekt:	Interreg Italia – Slovenia BeBlue – Beyond Bluegrass
No del Progetto / Številka projekta:	ITA-SI0100069
WP	WP1 - Oltre Bluegrass: digitalizzazione e diversificazione dei prodotti / Nadaljevanje Bluegrass: digitalizacija in diverzifikacija proizvodov
Attività	A1.1 - Digitalizzazione degli impianti pilota di Bluegrass / Digitalizacija Bluegrass pilotnih akvaponskih sistemov
Deliverable	D1.1.2 Modello per il controllo di qualità dei dati / Model nadzora kakovosti podatkov
Versione / različica:	1
Data di invio / Datum odpreme:	
Partner responsabile / Odgovorni partner:	UNIVE
Autori/ Avtorji:	Joseph Safi, Ana Slatnar, Roberto Pastres

Tipo di Deliverable / Vrsta končnega izdelka		
R	Documento, Report / Dokument, poročilo	
DEM	Dimostratore, pilota, prototipo / Demo, pilotni projekt, prototip	
DEC	Websites, videos, etc. / Spletne strani, videoposnetki itd.	
OTHER		

Livello di divulgazione / Stopnja razširjanja		
PU	Pubblico – Javni	
CO	Confidenziale, solo per i partners di progetto, il segretario tecnico e il Comitato di gestione del programma / Zaupno, samo za projektne partnerje, tehničnega sekretarja in odbor za upravljanje programa	

Approvazione del deliverable / Odobritev izročka		
Approvato internamente Interno odobreno		
Approvato dal WP Leader Odobril WP Leader		
Approvato dal coordinatore Odobril koordinator	Roberto Pastres (UNIVE)	

Contatti del coordinator / Kontakti koordinatorja	
Project Coordinator Name	Prof. Roberto Pastres
Project Coordinator Organization	Università Ca' Foscari di Venezia
Address	Via Torino 155, 30172, Mestre (VE) - Italia
E-mail	pastres@unive.it
Project web-site	https://www.ita-slo.eu/it/beblue

D1.1.2 Modello di controllo della qualità dei dati	4
BEBLUE IN SINTESI	5
LISTA DEGLI ACRONIMI - SEZNAM AKRONIMOV	7
SOMMARIO	8
1. INTRODUZIONE	9
1.1 1.1 Motivazione.....	9
1.2 1.2 Obiettivi e articolazione del deliverable	10
2. SISTEMI DI MONITORAGGIO	11
3. METODOLOGIA DI CONTROLLO DI QUALITA'	15
4. L'INTERFACCIA BQC "BeBlue Quality Control"	18
4.1 Acquisizione delle serie storiche	18
4.2 Selezione e visualizzazione	18
4.3 Controllo della qualità dei dati	19
5. CONCLUSIONI	21
Bibliografia.....	22
D1.1.2 Model nadzora kakovosti podatkov	23
BEBLUE POVZETEK	24
SEZNAM KRATIC - SEZNAM AKRONIMOV	26
POVZETEK.....	27
1. UVOD	28
1.1 1.1 Motivacija	28
1.2 1.2 Cilji in artikulacija končnega izdelka	29
2. NADZORNI SISTEMI	30
3. METODOLOGIJA KONTROLE KAKOVOSTI	34
4. VMESNIK BQC »BeBlue Quality Control«.	37
4.1 Pridobivanje časovnih vrst.....	37
4.2 Izbira in ogled.....	37
4.3 Nadzor kakovosti podatkov	38
5. ZAKLJUČEK I.....	40
Bibliografija.....	41

BeBlue Beyond Bluegrass

Rafforzare l'agroalimentare sostenibile mediante l'acquaponica

D1.1.2 Modello di controllo della qualità dei dati

(Versione in italiano)

BEBLUE IN SINTESI

BeBlue - Beyond Bluegrass, contribuisce al raggiungimento dell'obiettivo specifico SO2.6 del programma di cooperazione transfrontaliera Italia-Slovenia: "Promuovere la transizione verso un'economia circolare ed efficiente sotto il profilo delle risorse". Il progetto si propone di facilitare la diffusione dell'acquaponica. Mediante questa tecnologia circolare e sostenibile è possibile la co-produzione di pesce a specie vegetali in sistemi a ricircolo. BeBlue capitalizza i risultati conseguiti dal progetto di cooperazione transfrontaliera BLUEGRASS, (<https://2014-2020.ita-slo.eu/bluegrass>), che introdusse l'acquaponica nell'area di programma,

A tal fine, BeBlue predisporrà strumenti per:

1. ottimizzare la gestione degli impianti acquaponici, mediante la loro digitalizzazione e lo sviluppo di un prototipo di "Digital Twin";
2. dimostrare il potenziale utilizzo di sistemi acquaponici per ottenere prodotti innovativi ad alto valore aggiunto quali: i) macroalghe; ii) salicornia; iii) micro-ortaggi.
3. valutare la sostenibilità ambientale dei prodotti, mettendo a punto un calcolatore in grado di fornire l'impronta ambientale di prodotto (Product Environmental Footprint).
4. Valutare la sostenibilità economica di tali produzioni, mediante un'analisi di mercato, finalizzata a valutare l'accettabilità dell'uso della tecnologia acquaponica da parte di produttori e consumatori, lo sviluppo di uno strumento per valutare il ritorno sugli investimenti dei sistemi acquaponici.
5. Aumentare la conoscenza e visibilità dell'acquaponica tra gli operatori del settore e i potenziali investitori

Il piano di lavoro di BeBlue si articola in 3 pacchetti, o Work Package, i cui obiettivi specifici sono riassunti di seguito. Oltre ad attività di trasferimento tecnologico o networking, essi includono anche attività di comunicazione e divulgazione, mirate a diverse tipologie di potenziali fruitori.

WP1: Oltre Bluegrass: digitalizzazione e diversificazione dei prodotti

Obiettivi: Migliorare gli impianti pilota messi a punto in BLUEGRASS e sviluppare, mettere alla prova e divulgare strumenti digitali per supportare la gestione e l'ottimizzazione di un impianto acquaponico.

WP2: Strumenti per la valutazione della sostenibilità ambientale ed economica.

Obiettivi: Sviluppare strumenti a supporto degli investitori e operatori nella progettazione e gestione di sistemi acquaponici, fornendo linee guida per selezionare prodotti e strumenti web-based per la valutazione della sostenibilità economica e ambientale.

WP3: Networking e valorizzazione

Obiettivi: favorire lo sviluppo e la valorizzazione delle conoscenze generate dal precedente progetto Bluegrass e dalle nuove attività, rinforzando il networking transnazionale con processi partecipativi e diffusione dei risultati.

LISTA DEGLI ACRONIMI - SEZNAM AKRONIMOV

DT	Digital Twin – Gemello Digitale
IP-UNIVE Venezia	Impianto pilota acquaponico situato presso l'Università Ca' Foscari di Venezia
IP-UNILJU	Impianto pilota acquaponico situato presso l'Università di Ljubljana
BQC	BeBlue Quality Control
PDF	Probabilità Distribution Function
CDF	Cumulative Distribution Function
CDQ	Controllo della qualità dei dati
RAS	Recirculating Aquaculture System
TAN	Total Ammonium Nitrate
f	Frequenza (Hz)
Q	Portata (m ³ /h)
H	Prevalenza della pompa (metri)
V	Volume (Litri)
P	Pressione (Mpa)
V	Voltaggio (Volt)
P	Potenza (Watt)
I	Corrente elettrica (Ampere)

SOMMARIO

Il presente documento descrive i risultati raggiunti nel secondo semestre del progetto BeBlue nell'ambito dell'attività A1.1 "Digitalizzazione degli impianti pilota di Bluegrass". Nel primo semestre, gli impianti pilota allestiti nel progetto Bluegrass ed ora collocati presso l'Università Ca' Foscari di Venezia e l'Università di Ljubljana sono stati migliorati e dotati di sensori automatici, in grado di rilevare ad elevata frequenza le principali variabili di qualità dell'acqua. Per brevità nel seguito gli impianti saranno indicati come IP-UNIVE e IP-UNILJU.

Nel secondo semestre:

- ✓ sono stati completati e messi in opera i piani di monitoraggio delle variabili ambientali e dei consumi energetici;
- ✓ è stata messa a punto una metodologia semi-automatica, per effettuare il controllo di qualità dei dati rilevati dai sensori automatici;
- ✓ è stata predisposta una piattaforma, accessibile via web, che rende operativa la metodologia, consentendo all'operatore di identificare e rimuovere dati ritenuti anomali.

In questo documento vengono presentati in dettaglio i piani di campionamento messi in atto in IP-UNIVE e IP-UNILJU. Inoltre, viene descritta ed esemplificata la metodologia per il controllo di qualità dei dati rilevati dai sensori automatici. Infatti, il rilevamento automatico ad alta frequenza fornisce importanti informazioni riguardo l'evoluzione del sistema acquaponico ed aumenta notevolmente la capacità di: 1) controllare i parametri per mantenere le specie allevate nei loro intervalli di benessere; 2) rilevare/prevedere in tempo reale eventuali malfunzionamenti e porvi rimedio. Tuttavia, i dati rilevati dai sensori possono presentare anomalie, non legate a ciò che accade nel sistema ma ad occasionali fluttuazioni o a sistematiche derive del segnale, legate al suo malfunzionamento o staratura. E' essenziale rilevare tali anomalie, sia ai fini dell'attivazione di azioni di controllo, sia per poter successivamente processare i dati mediante i modelli dinamici che si stanno sviluppando nell'attività A1.4 "Prototipo di Digital Twin". Infine, vengono presentate le principali caratteristiche dell'interfaccia "BeBlue Control" (BQC), realizzata in linguaggio di programmazione "R" utilizzando il pacchetto R Shiny. che consente all'operatore di visualizzare agevolmente e rimuovere i dati considerati anomali.. Le metodologie utilizzate per la loro eventuale imputazione/sostituzione dipendono in una certa misura dalla variabile monitorata: esse saranno quindi identificate e rese operative nella fase di pre-processamento dei dati, preliminare al loro utilizzo quali dati di ingresso/risposta dei modelli dinamici in fase di sviluppo nell'attività A1.4. La piattaforma BQC è attualmente operativa ed assiste gli operatori di UNIVE e UNILJU nella gestione dei due sistemi pilota in Italia e Slovenia.

1. INTRODUZIONE

Uno degli obiettivi principali del progetto BeBlue è la messa a punto di un prototipo di “gemello digitale” o Digital Twin, validato utilizzando i dati rilevati nel corso del progetto degli impianti pilota acquaponici allestiti presso il Campus Scientifico dell'Università di Venezia e il Dipartimento di Agronomia dell' Università di Lubljana. A tale scopo, gli impianti, descritti in dettaglio nel Deliverable D1.1.1 di BeBlue, sono stati dotati di avanzati sistemi di monitoraggio automatico, in grado di fornire in tempo reale dati relativi alla qualità dell'acqua, dell'aria e ai consumi energetici. Come si vedrà nei capitoli successivi, la mole di dati rilevati quotidianamente è notevole ed è quindi difficile per gli operatori che gestiscono l'impianto valutare la loro qualità. Diviene quindi necessario mettere a punto degli strumenti che facilitino la gestione quotidiana degli impianti, identificando dati potenzialmente anomali, che potrebbero indurre a scelte errate riguardo, ad esempio, la razione alimentare e la fornitura di ossigeno e/o ad allarmi ingiustificati, qualora, ad es. valori particolarmente bassi di ossigeno disciolto sia in realtà rilevati a causa di un malfunzionamento dei sensori..

1.1 1.1 Motivazione

La messa in opera di sistemi gestionali basati sulla automatizzazione e digitalizzazione dei sistemi di monitoraggio consente di ottimizzare le scelte gestionali, risparmiando sui costi di produzione economici e ambientali. A tale scopo, i dati rilevati vengono processati in tempo reale o quasi reale da un insieme di modelli in grado di prevedere le risposte fisiologiche degli organismi allevati alle azioni gestionali, quali la somministrazione di una certa razione alimentare. Questo approccio innovativo, denominato “Acquacoltura di Precisione”, “Precision Fish Farming” (PFF), è stato inizialmente proposto per la salmonicoltura (Fore&al., 2018) ma è stato applicato con successo alla troticoltura nell'ambito del progetto “GAIN - Green Aquaculture INTensification in Europe”, finanziato dall'Unione Europea nell'ambito del programma di ricerca H2020 (Royer&Pastres, 2022). In questo lavoro si è infatti dimostrato che la gestione intelligente dell'ossigeno disciolto, basata sulle previsioni della richiesta fornite da modelli dinamici in grado di processare i dati rilevati ogni 15 minuti, consente un risparmio di circa il 17% sui costi di ossigenazione delle acque. Tuttavia, anche il migliore dei modelli può fornire previsioni del tutto fuorvianti se i dati di ingresso sono inaffidabili e/o includono valori anomali: in inglese ciò si indica con l'acronimo GIGO (Garbage In – Garbage Out : entra spazzatura, esce spazzatura). Per questa ragione, è necessario prevedere una fase intermedia tra la rilevazione dei dati ed il loro utilizzo, sia esso legato alle attività di comunicazione aziendale o alla gestione dell'impianto.

Riassumendo, garantire la qualità dei dati dei sensori è essenziale per due motivi principali:

1. Divulgazione dei dati: dati affidabili sono fondamentali per fornire informazioni corrette, in particolare ai consumatori che, attraverso l'uso di QR, potrebbero verificare come venga prodotto ciò che portano in tavola.
2. Messa in opera di approcci gestionali basati sui principi dell'Acquacoltura di Precisione: in questo ambito, i dati servono in ingresso ai modelli predittivi e per verificarne il corretto

funzionamento: bisogna quindi minimizzare il rischio di GIGO, in quanto previsioni errate basate su dati anomali potrebbero avere costi economici e/o ambientali rilevanti.

1.2 1.2 Obiettivi e articolazione del deliverable

L'obiettivo principale di questo rapporto è presentare la metodologia e l'implementazione del modello di controllo della qualità BQC dei dati rilevati dai sensori in grado di rilevare automaticamente e ad elevata cadenza temporale (10-15 minuti) dati di qualità dell'acqua nei due impianti pilota, localizzati presso il Campus Scientifico dell'Università di Venezia, IP-UNIVE e presso il Dipartimento di Agronomia dell'Università di Ljubljana, IP-UNILJU. Per la ragioni esposte nella sezione precedente, la piattaforma BQC rappresenta uno dei blocchi fondamentali del prototipo di Digital Twin, che si sta sviluppando nell'attività A1.4 di BeBlue.

BQC è stata sviluppata partendo dalle caratteristiche, leggermente diverse, dei sistemi di monitoraggio messi in opera in IP-UNIVE e IP-UNILJU, descritti nel Cap. 2. Successivamente, nel Cap. 3 viene esposta in dettaglio la metodologia utilizzata per il controllo di qualità dei dati rilevati dai sensori automatici. Nel Cap. 4 il funzionamento della metodologia viene illustrato con due esempi, uno per IP-UNIVE e uno per IP-UNILJU. Infine, nel Cap. 5 vengono esposte alcune considerazioni, basate sulle prestazioni di BQC nei primi due mesi di utilizzo.

2. SISTEMI DI MONITORAGGIO

I sistemi di monitoraggio messi in opera in IP-UNIVE e IP-UNILJU sono stati attentamente pianificati per raggiungere il principale risultato tecnico-scientifico, cioè la messa a punto di un prototipo di “Gemello Digitale” o “Digital Twin”, DT, di un impianto acquaponico. L'elemento fondamentale del DT è un modello in grado di simulare in tempo reale il funzionamento del sistema che si intende rappresentare virtualmente e di suggerire opportune azioni gestionali, basate su previsioni a breve termine.

La costruzione del DT, scopo dell'**attività A1.4** di BeBlue, si basa sui principi della piscicoltura di precisione, o Precision Fish Farming, un approccio gestionale innovativo, proposto nel 2018 (Fore & al., 2018) ed applicato alla troficoltura in (Royer&al., 2022). Secondo questo approccio, che verrà presentato in dettaglio nel **Deliverable D1.4.2** di BeBlue, le variabili che caratterizzano l'evoluzione di un allevamento di pesce vengono suddivise in “variabili ambientali” e “variabili animali”. Le prime includono, ad esempio, la temperatura dell'acqua, la concentrazione di ossigeno disciolto, il pH. Le seconde tengono conto delle principali caratteristiche della popolazione allevata, ad esempio la densità di biomassa, la distribuzione delle lunghezze/pesi dei pesci, eventuali indicatori di benessere. In BeBlue, tale approccio è stato esteso all'acquaponica, considerando quindi anche le “variabili vegetali”, ad esempio, biomassa di lattuga, salicornia, macroalghe. Il **prototipo di DT** che sarà sviluppato in BeBlue sarà **basato principalmente su modelli dinamici di processo**: la loro calibrazione e verifica richiede un ampio insieme di dati, affidabili e rilevati in diverse condizioni di variabili esterne, o forzanti, che possono condizionare le risposte fisiologiche delle specie animali e vegetali. Le **principali forzanti** sono la **temperatura dell'aria e l'irraggiamento solare**, che condizionano la temperatura dell'aria e dell'acqua nel sistema acquaponico e la disponibilità di energia radiante per la fotosintesi.

I piani di monitoraggio sono sintetizzati nelle Tabelle 1 e 2, 3 e 4 rispettivamente per IP-UNIVE e IP-UNILJU. Le Tabelle 1 e 2 riportano le variabili monitorate mediante sensori automatici. Le tabelle 3 e 4 le variabili monitorate mediante campionamenti periodici eseguiti manualmente. Per quanto riguarda IP-UNIVE, è stata attivata a livello sperimentale la rilevazione mediante sensore automatico dell'azoto ammoniacale totale o TAN: la qualità di questi dati, essendo oggetto di verifiche più approfondite, non verrà analizzata mediante la metodologia presentata nel Cap. 3. Inoltre, il sistema di monitoraggio verrà ulteriormente potenziato durante il semestre ottobre 2024 – marzo 2025, aggiungendo due sensori per il monitoraggio automatico della temperatura e umidità dell'aria nei due comparti dedicati, rispettivamente, all'allevamento del pesce ed alla coltura delle piante. In tal modo, sarà possibile identificare e validare il modulo energetico del prototipo di Digital Twin.

Tabella 1 Variabili monitorate mediante sensori automatici nell'impianto pilota operativo presso il campus scientifico dell'Università Ca' Foscari

Variabili ambientali	Unità di misura	Frequenza	N° di sensori
Temperatura dell'acqua	°C	1/10 minuti	4
pH	-	1/10 minuti	4
Ossigeno disciolto	[mg/L] - % sat	1/10 minuti	4
Salinità	PSU	1/10 minuti	4

Tabella 2 Variabili determinate mediante campionamenti periodici nell'impianto pilota operativo presso il campus scientifico dell'Università Ca' Foscari.

Variabili ambientali	Unità di misura	Frequenza
Concentrazione di TAN	mgN/L	1/settimana
Concentrazione di NO ₃ ⁻	mgN/L	1/settimana
Concentrazione di NO ₂ ⁻	mgN/L	1/settimana
Concentrazione di Carbonati	mgCO ₃ ²⁻ /L	1/settimana
Concentrazione di PO ₄ ³⁻	mgP/L	1/settimana
Umidità relativa	%	2/giorno
Temperatura dell'aria	°C	2/giorno
PAR	μmol/m ² s	1/giorno
Variabili animali e vegetali		
Peso individuale delle orate	grammi	1/mese
Biomassa <i>Ulva spp.</i>	grammi	1/settimana
Biomassa potatura <i>Salicornia spp.</i>	grammi	1/mese
Accrescimento <i>Salicornia</i>	centimetri	1/settimana

Tabella 3 Variabili monitorate mediante sensori automatici nell'impianto pilota operativo presso l'Università di Ljubljana

Variabili ambientali	Unità di misura	Frequenza	N° di sensori
Umidità relativa	%	1/30 minuti	1
Temperatura dell'aria	°C	1/30 minuti	1
pH	-	1/5 minuti	1
Temperatura dell'acqua	°C	1/10 minuti	1
Ossigeno disciolto	[mg/L]- % sat.	1/10 minuti	1

Tabella 4 Variabili determinate mediante campionamenti periodici nell'impianto pilota operativo presso l'Università di Ljubljana.

Variabili ambientali	Unità di misura	Frequenza
Concentrazione di TAN	mgN/L	1/settimana
Concentrazione di NO ₃ ⁻	mgN/L	1/settimana
Concentrazione di Fe	mg _{Fe} /L	1/mese
Variabili animali e vegetali		
Peso individuale delle trote	grammi	1/mese
Biomassa lattuga sistema NFT	grammi	1/mese
Biomassa lattuga Floating	grammi	1/mese
Accrescimento sistema DeepShaft	grammi	1/mese

Il piano di monitoraggio è completato dalla rilevazione in tempo reale **dei consumi di energia elettrica** da parte dei dispositivi elencati in Tabelle 5 e 6 per IP-UNIVE e IP-UNILJU rispettivamente.

Tabella 5: Rilevazione dei consumi di energia elettrica da parte dei dispositivi elencati a IP-UNIVE

IP-UNIVE			
Dispositivo	Descrizione	Numero	Frequenza
Pompe	<u>Pompa di circolazione (RAS)</u> Q = 7m ³ /h H = 6 m V = 230 V f = 50Hz P1 = 0.46 KW P2 = 0.225 kW in funzione 24 ore per giorno	2 (1 in funzione e 1 per emergenza)	1/10 minuti
	<u>Pompa di ritorno dalla Serra</u> Q = 1.5-8.1 m ³ /h H = 6.3-2 m V = 450 V f = 50 Hz P1 = 0.31 kW P2 = 0.25 kW con funzionamento discontinuo (regolato da galleggiante)	2 (1 in funzione e 1 per emergenza)	1/10 minuti
Soffiante	f = 50Hz V = 220 - 240V I = 5A P = 0.85kW RPM = 2810 giri/min P = -160/160 mbar in funzione 24 ore per giorno	1	1/10 minuti
Luci LED	<u>RAS:</u> P = 51 W accese 10 ore al giorno	6 (3 per linea x2 linee)	1/10 minuti
	<u>SERRA - Linea alghe:</u> P = 40 W accese 10 ore al giorno	4	1/10 minuti
	<u>SERRA - Linea salicornia:</u> P = 32 - 40 W accese 12 ore al giorno	4	1/10 minuti
Refrigeratore	V = 230 V f = 50/60 Hz P1 = 280 W P2 = 260 W	4 (2 per linea x2 linee)	1/10 minuti
Videocamera	V = 12V I = 0.3 A P = 3 W	1	1/10 minuti



Figure 1: (a) Luci LED, (b) Pompa di acqua per una linea, (c) Montaggio del Filtro UV

I dispositivi elettrici dell'IP-UNIVE elencati di seguito sono stati esclusi dal monitoraggio automatico, in quanto utilizzati saltuariamente o dal consumo prevedibilmente molto basso:

- Mangiatoie automatiche;
- Video camera
- Filtro UV

Tabella 6: Rilevazione dei consumi di energia elettrica da parte dei dispositivi elencati a IP-UNILJU

IP-UNILJU				
Dispositivo	Modello	Descrizione	Numero	Frequenza
Pompe	AQUAFORTE 0 3500	Q= 3,5m ³ /h H = 3m V= 230V P= 25W in funzione 24 ore per giorno	1	1/24 ore
	AQUAFORTE 0 5000	Q= 5,5m ³ /h H = 3,5m V= 230V P=40W in funzione 24 ore per giorno	1	1/24 ore
	SICCE SYNCRA 2,0	Q=2,15m ³ /h H= 2m V = 230V P= 32W in funzione 24 ore per giorno	1	1/24 ore
Soffiante	AQUAFORTE V 30	Q=17L/min per 1 m di lunghezza Q=7L /min per 2m di lunghezza P= 25W V= 230V in funzione 24 ore per giorno	1	1/24 ore
	AQUAFORTE AP 35	Q= 30L/min per 1m di lunghezza Q= 13L/min for 2m di lunghezza P= 20W V= 230V	1	1/24 ore
Mangiatoie automatiche	AQUAFORTE	V=5L V= 12V in funzione 3 volte per giorno	2	1/24 ore
Pompa di calore	VESUVIO VESO8R	V=230V I = 5,2 A P= 4100W cca 12/7 per un giorno di caldo	1	1/24 ore

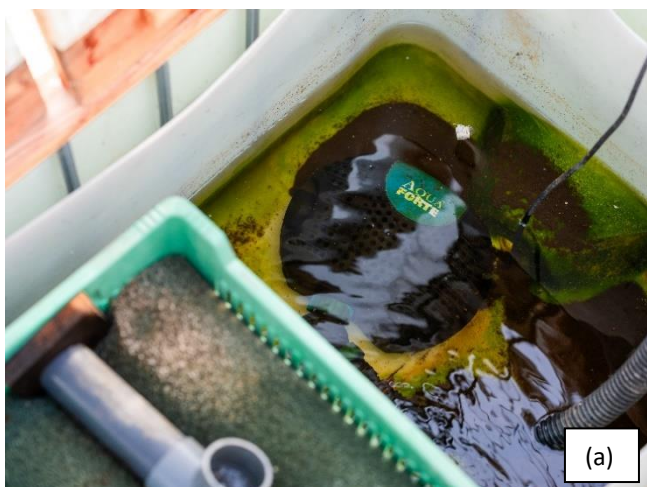


Figura 2: (a) Pompa, (b) Mangiatoie Automatiche - IP-UNILJU

3. METODOLOGIA DI CONTROLLO DI QUALITA'

Garantire la qualità e l'affidabilità dei dati monitorati è cruciale sia per estrarne informazioni utili alla gestione, sia per il loro utilizzo nella comunicazione aziendale o, come in questo caso, nelle attività di divulgazione. La numerosità dei dati rilevati nei campionamenti manuali periodici è solitamente bassa: in questo caso, il controllo della qualità dei dati è affidato all'esperienza degli operatori.

I sensori automatici, invece, generano **una grande quantità di dati**: ad esempio, in base alla Tabelle 1 e 3, **ogni giorno** vengono rilevati:

$$6[\text{dati /ora}] \times 4[\text{var}] \times 4[\text{sensori}] \times 24[\text{ore}] = \mathbf{2304 \text{ dati in IP-UNIVE}}$$

$$(2[\text{dati/ora}] \times 2[\text{var}] + 6[\text{dati/ora}] \times 2[\text{var}] + 12[\text{dati/ora}] \times 1[\text{var}]) \times 24 \text{ ore} = \mathbf{672 \text{ dati in IP-UNILJU}}$$

I sensori automatici, pur essendo un elemento indispensabile per la digitalizzazione degli impianti e l'ottimizzazione della loro gestione, richiedono una accurata manutenzione. Infatti, le loro prestazioni possono deteriorarsi anche rapidamente nel tempo a causa di accumuli di sostanze interferenti. Inoltre, possono verificarsi momentanee interruzioni nella trasmissione del segnale e, infine, può essere necessario ricalibrarli periodicamente per evitare che le misure siano sistematicamente distorte.

La visualizzazione dei dati può certamente aiutare l'operatore a identificare eventuali anomalie e/o sistematiche deviazioni del livello del segnale, difficili da giustificare in base ai processi che avvengono nell'impianto. Tuttavia, questo compito, piuttosto tedioso, può essere facilitato dall'utilizzo di procedure di analisi statistica, eventualmente assistite anche da algoritmi basati sull'intelligenza artificiale, che consentano di identificare in prima istanza quali dati o sequenze di dati possano indicare potenziali anomalie di funzionamento dei sensori.

Per questa ragione, in BeBlue è stata messa a punto una procedura di identificazione di dati potenzialmente anomali, o "*outlier*", semplice e robusta, articolata in due fasi: nella prima, l'analisi delle **distribuzioni cumulative dei dati e delle differenze tra dati consecutivi** vengono utilizzate per identificare i dati potenzialmente anomali o "*candidate outliers*". Nella seconda, **l'operatore è chiamato a decidere se i dati così identificati debbano essere rimossi o mantenuti**. In questo modo, si ottiene una serie storica di dati validata, che può essere ulteriormente processata per ottenere i dati di ingresso e risposta dei modelli predittivi che saranno messi a punto nell'attività A1.4.

La numerosità dei dati rilevati dai sensori automatici consente di utilizzare metodologie statistiche per identificare preliminarmente dati potenzialmente anomali. I segnali che vengono rilevati dai sensori hanno un significato chimico o fisico: quindi, in primo luogo, in alcuni casi, non possono assumere valori esterni ad un determinato intervallo, ad es. i valori di pH devono essere compresi tra 0 e 14. I valori privi di significato fisico vengono automaticamente rimossi. Più complesso diviene invece stabilire se, ad es. un valore di temperatura dell'acqua sia da considerarsi anomalo, in quanto in questo caso, a rigore, potrebbero essere rilevati tutti i valori compresi tra il punto di congelamento e di ebollizione. Tuttavia, nelle condizioni operative

dell'impianto, verranno rilevati prevalentemente dei valori all'interno di un intervallo più ristretto, la cui ampiezza però non è nota a priori. Inoltre, le variabili monitorate possono essere approssimate da funzioni continue: i segnali dei sensori sono discreti ma ci si attende che approssimino funzioni continue: è quindi improbabile che fluttuazioni molto elevate rispetto al livello medio siano originate dai processi chimici, fisici e biologici che hanno luogo nel sistema ma, piuttosto, possano essere legate alla non corretta rilevazione o trasmissione del segnale. Si possono quindi individuare due caratteristiche di dati potenzialmente anomali: 1) bassa probabilità di essere rilevati; 2) bassa probabilità che venga rilevata una fluttuazione molto elevata in un piccolo intervallo di tempo, cioè della differenza prima del segnale.

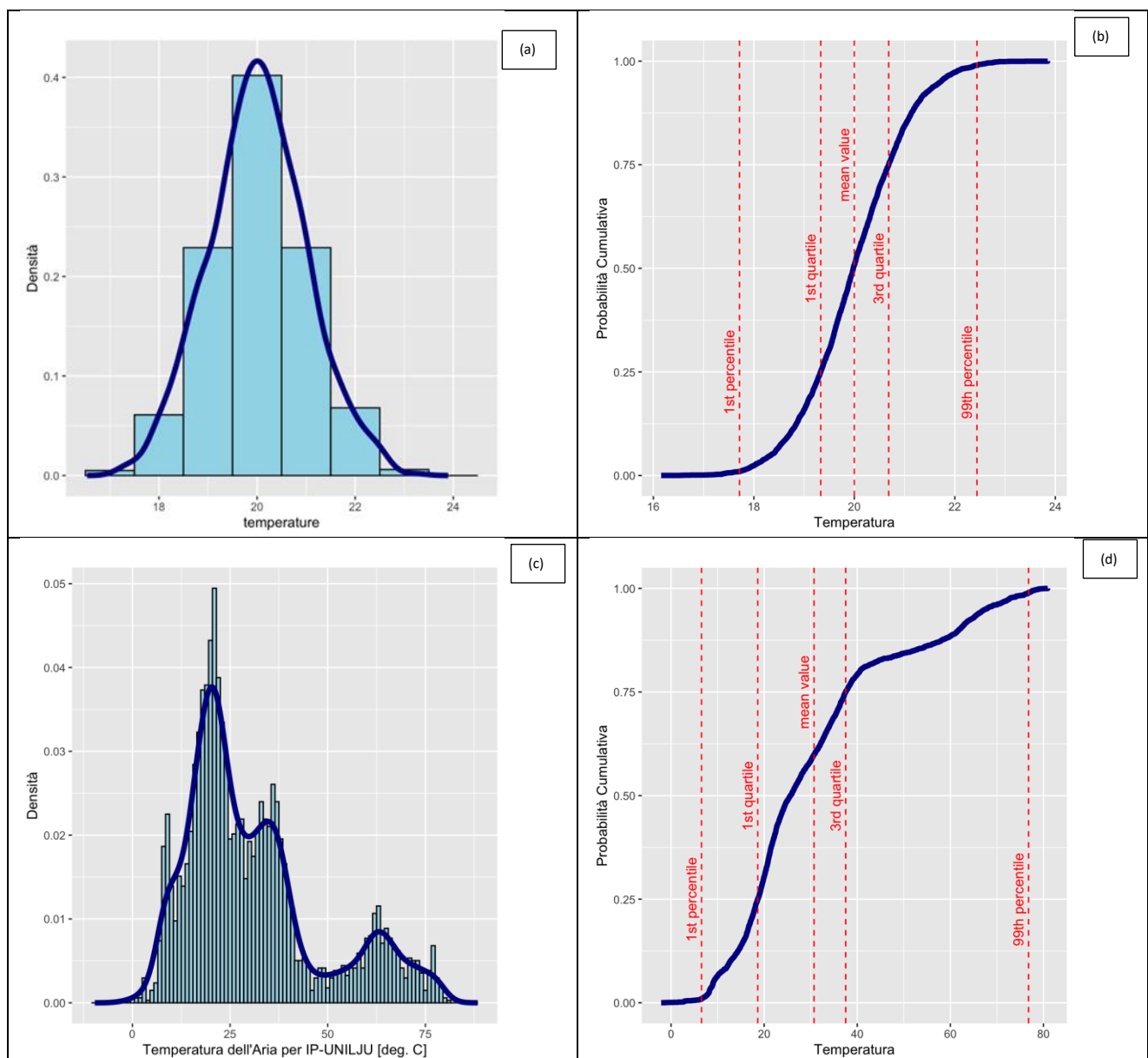


Figure 3 (a) e (b) PDF e CDF relative alla distribuzione di Gauss; (c) e (d) PDF e CDF empiriche, relative ai dati di temperatura dell'aria rilevati in IP-UNILJU dall'8 aprile al 24 luglio 2024.

Dal punto di vista statistico, sarebbe possibile stimare queste probabilità se si conoscessero le funzioni di densità di probabilità o PDF (Probability Density Function) sia di ogni

parametro sia delle sue differenze prime. Poiché tali funzioni non sono note, è necessario ricorrere alle loro stime dal campione di dati rilevato: ciò ha comunque il vantaggio di non introdurre particolari ipotesi sulla forma di queste funzioni.

In particolare, la procedura di controllo di qualità messa in opera in BeBlue si basa sulla funzione di ripartizione o, in inglese, Cumulative Distribution Function o CDF. Dal punto di vista matematico, essa si ottiene integrando la funzione di densità di probabilità o Probability Density Function, PDF, in inglese: la differenza tra due valori di questa funzione consente quindi di determinare la probabilità che una certa variabile assuma un valore compreso tra di essi.

Un esempio di PDF e CDF teoriche e campionarie è mostrato in Figure 3. rispettivamente per la ben nota distribuzione gaussiana. In pratica, le controparti campionarie delle funzioni visualizzate in Figure 3 e **Error! Reference source not found.** si ottengono: 1) costruendo l'istogramma di frequenza dei dati; 2) sommando i valori così ottenuti. Ad esempio, in Figure 3(b) e **Error! Reference source not found.**(b) sono rappresentate le due funzioni relative ai dati di temperatura dell'aria rilevati in IP-UNILJU dal 08 Aprile 2024 a 24 Luglio 2024, pannello superiore. Come si può notare, le funzioni empiriche si scostano dalla distribuzione teorica di Gauss e, a priori, non è possibile decidere quale distribuzione teorica le possa meglio rappresentare. Per questa ragione si è deciso di utilizzarle tali e quali, senza accostarle a modelli teorici predeterminati.

La procedura adottata in BeBlue combina le informazioni fornite dalla CDF dei dati originali e delle loro differenze prime: in prima istanza, vengono segnalati come “candidate outliers” i valori inferiori al primo percentile e superiori al novantanovesimo. Successivamente, l'interfaccia web descritta in dettaglio nel capitolo successivo: 1) fornisce all'utente una tabella che elenca i candidati outliers identificati nella finestra temporale da analizzare; 2) visualizza la serie storica dei dati e delle differenze prime. L'utente è così facilitato nel decidere se rimuovere o mantenere i valori identificati sulla base dei percentili.

La metodologia può essere inizialmente sensibile alla particolare distribuzione campionaria rilevata durante le prime settimane di funzionamento del sistema: tuttavia la numerosità del campione aumenta rapidamente e le distribuzioni cumulative dei dati e delle loro differenze prime divengono rappresentative delle condizioni operative del sistema.

La procedura sopra descritta offre diversi vantaggi e può essere utilizzata sia in tempo reale o quasi reale, per controllare quotidianamente il corretto funzionamento dell'impianto, sia per verificare l'affidabilità dei dati da divulgare o da utilizzare per ulteriori processamenti. Affiancata ai modelli che saranno sviluppati nell'attività A1.4, potrebbe anche essere utilizzata per allerta precoce o “early warning” in tempo reale.

4. L'INTERFACCIA BQC "BeBlue Quality Control"

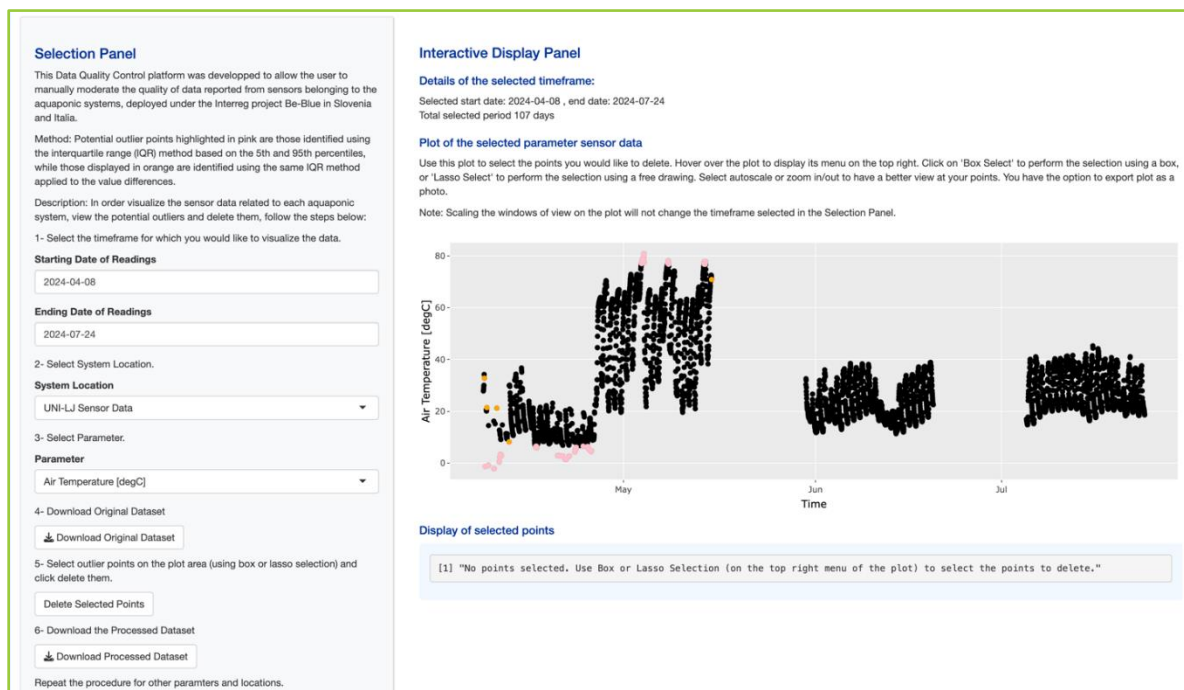


Figura 4: Interfaccia BQC

La metodologia descritta nel Cap. 3 è stata messa in opera codificando una interfaccia utente illustrata in Figura 4. La Figura 5 mostra la serie storica dei dati grezzi, in questo caso della temperatura dell'aria: i valori della temperatura e quelli della differenza prima, inferiori al primo percentile e superiori al 99^{esimo} sono evidenziati, rispettivamente, in rosa ed arancione. L'interfaccia BQC è attualmente operativa, che viene usata dagli operatori dei due impianti per sorvegliare il corretto funzionamento di IP-UNIVE e IP-UNILJU. L'interfaccia è stata sviluppata dal gruppo di lavoro di UNIVE in ambiente Rshiny: il suo funzionamento è illustrato di seguito.

4.1 Acquisizione delle serie storiche

Le serie storiche dei dati grezzi rilevati dai sensori installati in IP-UNIVE vengono acquisiti automaticamente dal server in cui vengono archiviati in tempo reale. I dati rilevati da IP-UNILJU vengono invece acquisiti da un foglio Google Sheet condiviso archiviato e caricato manualmente online su Google Drive, fornito dal partner UNILJU.

4.2 Selezione e visualizzazione

In primo luogo, l'utente seleziona la finestra temporale per la visualizzazione dei dati. Successivamente, l'utente procede a selezionare la sede dell'impianto per il quale i dati devono essere recuperati (IP-UNIVE o IP-UNILJU) come indicato nella pannello di selezione della Figura 4 (destra). Quindi, l'utente procede alla selezione del parametro da analizzare dall'elenco dei parametri disponibili per la sede selezionata. La serie storica viene visualizzata sul pannello interattivo rappresentato in Figura 4.

4.3 Controllo della qualità dei dati

La seconda fase comporta la valutazione dei "candidati outliers", vedi Cap. 3, da parte dell'operatore dell'impianto. Questa fase si basa quindi sul "giudizio esperto": la sua automatizzazione, comunque complessa, potrebbe essere conseguita mediante algoritmi di Intelligenza Artificiale, che, tuttavia, necessitano di una base dati molto larga per la fase di apprendimento. Il processo di revisione assicura che i falsi positivi siano ridotti al minimo e che le anomalie ritenute tali siano correttamente identificate e, ove necessario, siano messe in atto le azioni necessarie a mitigarne gli effetti. I "candidati outliers" vengono identificati direttamente mediante la metodologia descritta nel Cap. 3.

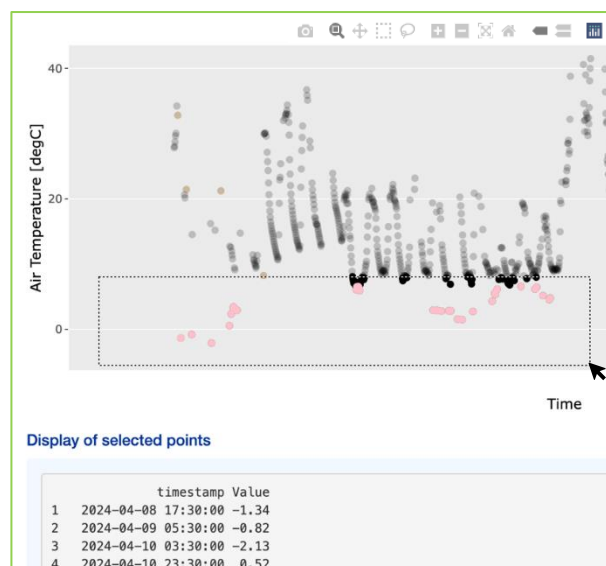


Figura 5: Pannello di selezione BQC - Selezionare le punti "candidate outliers" ad eliminare

Il processo di valutazione si articola nelle quattro operazioni descritte di seguito.

- 1) Selezione grafica mediante gli strumenti di selezione box o lazo presenti nel menu in alto a destra del grafico (Figura 5). I valori dei punti selezionati saranno indicati sotto il grafico.
- 2) Eliminazione dei punti selezionati utilizzando il pulsante in Figura 6.
- 3) Archiviazione della serie di dati verificata dall'utente per effettuare successive analisi utilizzando il pulsante in Figura 7.

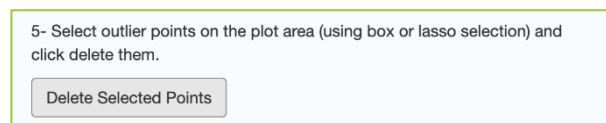


Figura 6: Pannello di selezione BQC - Pulsante per eliminare punti selezionati

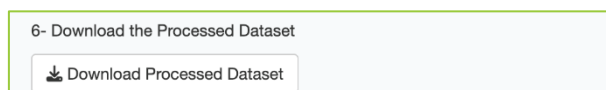


Figura 7: Pannello di selezione BQC - Pulsante per scaricare i dati modificati

La serie storica verificata viene visualizzata, come mostrato in Figura 8, per un ultimo controllo da parte dell'utente.

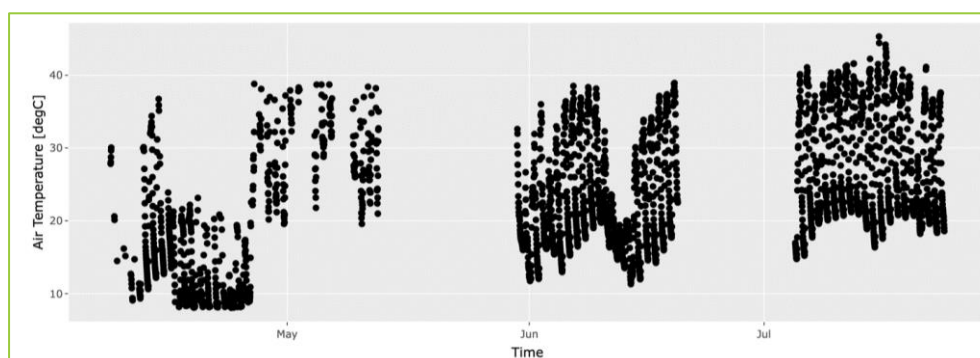


Figura 8: Pannello di selezione BQC - Grafico della serie storica verificata.

In Figura 9 e Figura 10 è riportato un altro esempio per il controllo della qualità dei dati del sensore della temperatura dell'acqua per IP-UNIVE.

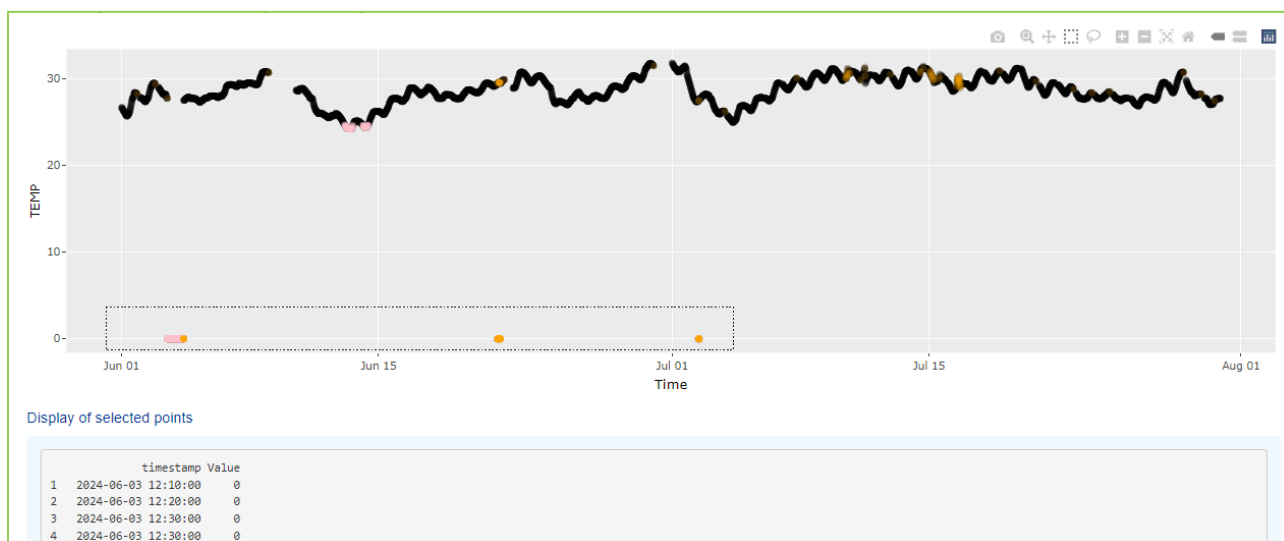


Figura 9: Esempio di controllo della qualità dei dati della temperatura dell'acqua per IP-UNIVE: Selezione dei punti "candidati outliers"

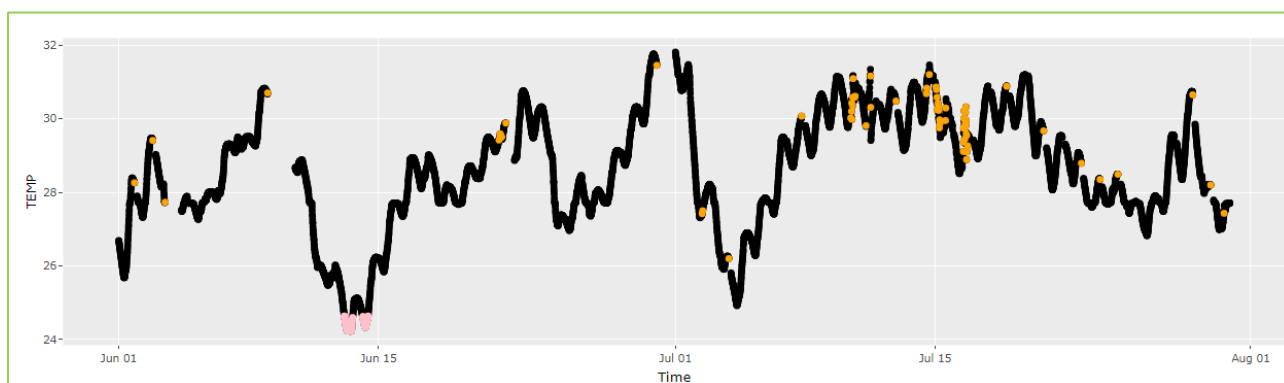


Figura 10: Esempio di controllo della qualità dei dati della temperatura dell'acqua per IP-UNIVE: Serie di dati verificata

5. CONCLUSIONI

La metodologia per il controllo della qualità dei dati descritta nel Cap. 3 è stata codificata e resa operativa mediante la messa a punto di un'interfaccia utente di semplice utilizzo. Si sottolinea che la procedura è ora **operativa per entrambi gli impianti pilota**. Oltre a facilitarne la gestione, l'interfaccia è un elemento di fondamentale importanza per lo sviluppo del modello di Digital Twin. Infatti, le serie storiche verificate sono già archiviate seguendo un unico standard e quindi pronte per essere pre-processate ed utilizzate come dati di ingresso e risposta per la identificazione, calibrazione e validazione del DT. L'interfaccia, progettata e messa alla prova in collaborazione con UNILJU, è attualmente operativa. Nei primi mesi di funzionamento, si è dimostrata adeguata agli scopi per cui è stata progettata. In particolare, è risultata efficace per **identificare dati anomali** legati a malfunzionamento dei sensori: ciò consente di eseguire tempestivamente interventi di pulitura e manutenzione dei sensori, garantendo continuità nell'acquisizione di dati di buona qualità. Inoltre, la metodologia non dipende da ipotesi sulle PDF e CDF: quindi risulta flessibile, scalabile e adattabile a varie tipologie di dati e condizioni operative. Queste caratteristiche potrebbero consentire in futuro l'integrazione di algoritmi di intelligenza artificiale con il giudizio esperto, per diminuire il tempo che l'operatore deve dedicare al controllo di qualità e aumentare l'efficienza e accuratezza del processo.

Bibliografia

Fore M., Frank K., Norton T., Svendsen E., Alfredsen J.O., Dempster T., Eguiraun H., Watson W., Stahl A., Sunde L.M., Schellewald C., Skoien K.R., Alver M.O., Berckmans D., 2018. Precision fish farming: a new framework to improve production in aquaculture. Biosyst Eng 173:176–193. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.10.014>

Royer, E. & Pastres, R., 2022. Data assimilation as a key step towards the implementation of an efficient management of dissolved oxygen in land-based aquaculture. Aquaculture International. <https://doi.org/10.1007/s10499-022-01028-w>.

BeBlue Beyond Bluegrass:

Krepitev trajnostne agroživilske proizvodnje z akvaponiko

D1.1.2 Model nadzora kakovosti podatkov *(Slovenska različica)*

BEBLUE POVZETEK

BeBlue - Beyond Bluegrass, prispeva k doseganju specifičnega cilja SO2.6 programa čezmejnega sodelovanja Italija-Slovenija: »Spodbujanje prehoda v krožno in z viri gospodarno gospodarstvo«. Namen projekta je olajšati širjenje akvaponike. S to krožno in trajnostno tehnologijo je možna soproizvodnja rib z rastlinskimi vrstami v recirkulacijskih sistemih. BeBlue koristi rezultate, dosežene s projektom čezmejnega sodelovanja BLUEGRASS, (<https://2014-2020.ita-slo.eu/bluegrass>), ki je v programsko območje uvedel akvaponiko,

V ta namen bo BeBlue pripravil orodja za:

1. optimiziranje upravljanja akvaponiskih sistemov z njihovo digitalizacijo in razvojem prototipa "Digital Twin";
2. prikazal potencialno uporabo akvaponskih sistemov za pridobivanje inovativnih izdelkov z visoko dodano vrednostjo, kot so: i) makroalge; ii) slanuša; iii) mikrozelenje (kalice).
3. ovrednotenje okoljske trajnosti izdelkov z razvojem kalkulatorja, ki lahko zagotovi okoljski odtis izdelka.
4. Ocenite ekonomsko vzdržnost teh produkcij s tržno analizo, katere cilj je oceniti sprejemljivost uporabe akvaponične tehnologije s strani proizvajalcev in potrošnikov, razvoj orodja za oceno donosnosti naložbe akvaponskih sistemov.
5. Povečati znanje in prepoznavnost akvaponike med industrijskimi operaterji in potencialnimi investitorji

Delovni načrt BeBlue je razdeljen na 3 pakete ali delovne pakete, katerih posebni cilji so povzeti spodaj. Poleg dejavnosti prenosa tehnologije ali mreženja vključujejo tudi komunikacijske in diseminacijske dejavnosti, namenjene različnim vrstam potencialnih uporabnikov.

WP1: Beyond Bluegrass: digitalizacija in diverzifikacija izdelkov

Cilji: Izboljšati pilotne naprave, razvite v BLUEGRASS, ter razviti, preizkusiti in razširjati digitalna orodja za podporo upravljanja in optimizacije akvaponskega sistema.

WP2: Orodja za ocenjevanje okoljske in ekonomske trajnosti.

Cilji: Razviti orodja za podporo investitorjem in upravljavcem pri načrtovanju in upravljanju akvaponskih sistemov, zagotavljanje smernic za izbiro izdelkov in spletnih orodij za ocenjevanje ekonomske in okoljske trajnosti.

WP3: Mreženje in valorizacija

Cilji: spodbujati razvoj in vrednotenje znanja, pridobljenega s prejšnjim projektom Bluegrass in z novimi dejavnostmi, krepitev nadnacionalnega povezovanja v mreže s procesi participacije in razširjanjem rezultatov.

SEZNAM KRATIC - SEZNAM AKRONIMOV

DT	Digital Twin – Digitalni dvojček
IP-UNIVE	Akvaponski pilotni sistem na Univerzi Ca' Foscari v Benetkah
IP-UNILJU	Akvaponski pilotni sistem na Univerzi v Ljubljani
BQC	Kontrola kakovosti BeBlue
PDF	Funkcija porazdelitve verjetnosti
CDF	Funkcija kumulativne porazdelitve
CDQ	Nadzor kakovosti podatkov
RAS	Recirkulacijski ribogojni sistem
TAN	Skupni amonijev nitrat
f	Frekvenca (Hz)
Q	Pretok (m^3/h)
H	višina črpalke (metri)
V	prostornina (litri)
P	tlak (Mpa)
V	napetost (V)
P	moč (vati)
I	Električni tok (amperi)

POVZETEK

Ta dokument opisuje rezultate, dosežene v drugem semestru projekta BeBlue v okviru aktivnosti A1.1 »Digitalizacija pilotnih naprav Bluegrass«. V prvem semestru so bile pilotne naprave, postavljene v okviru projekta Bluegrass, ki se zdaj nahajajo na Univerzi Ca' Foscari v Benetkah in Univerzi v Ljubljani, izboljšane in opremljene z avtomatskimi senzorji, ki lahko zaznavajo glavne spremenljivke kakovosti pri visoki frekvenci vode. Sisteme v nadaljevanju poimenujemo z kraticami IP-UNIVE in IP-UNILJU.

V drugem semestru:

- ✓ smo izpeljali načrt spremljanja okoljskih spremenljivk in porabe energije;
- ✓ razvili polavtomatsko metodologijo za izvajanje nadzora kakovosti podatkov, ki jih zaznajo avtomatski senzorji;
- ✓ vzpostavili platformo, ki je dostopna prek spleta, zaradi katere je metodologija operativna, operaterju pa omogoča identifikacijo in odstranitev podatkov, ki so ocenjeni kot nepravilni.

V tem dokumentu so podrobno predstavljeni načrti vzorčenja, implementirani v IP-UNIVE in IP-UNILJU. Nadalje je opisana in prikazana metodologija za kontrolo kakovosti podatkov, ki jih zaznajo avtomatski senzorji. Pravzaprav avtomatsko visokofrekvenčno zaznavanje zagotavlja pomembne informacije o razvoju akvaponskega sistema in bistveno poveča zmožnost za: 1) nadzor parametrov za vzdrževanje rib v sistemu v obsegu njihovega dobrega počutja; 2) zaznati/predvideti morebitne okvare v realnem času in jih odpraviti. Vendar lahko podatki, ki jih zaznajo senzorji, predstavljajo anomalije, ki niso povezane z dogajanjem v sistemu, ampak z občasnimi nihanji ali sistematičnimi odmiki signala, povezanimi z njegovo okvaro ali kalibracijo. Takšne anomalije je nujno zaznati, tako za namene aktiviranja nadzornih akcij kot za kasnejšo obdelavo podatkov z uporabo dinamičnih modelov, ki se razvijajo v aktivnosti A1.4 »Prototip digitalnega dvojčka«. Na koncu so predstavljene glavne značilnosti vmesnika "BeBlue Control" (BQC), ustvarjenega v programskem jeziku "R" s pomočjo paketa R Shiny. ki operaterju omogoča enostaven ogled in odstranjevanje podatkov, uporabljenih za njihovo morebitno pripisovanje/zamenjavo, so v določeni meri odvisne od spremljane spremenljivke: zato bodo identificirani in pripravljeni za delovanje v fazi predhodne obdelave podatkov. njihova uporaba kot vhodni/odzivni podatki za dinamične modele, ki se razvijajo v dejavnosti A1.4. Platforma BQC trenutno deluje in pomaga operaterjem UNIVE in UNILJU pri upravljanju dveh pilotnih sistemov v Italiji in Sloveniji.

1. UVOD

Eden od glavnih ciljev projekta BeBlue je razvoj prototipa "digitalnega dvojčka" ali Digital Twin, potrjenega z uporabo podatkov, zbranih med projektom akvaponičnih pilotnih obratov, postavljenih v Znanstvenem kampusu Univerze v Benetkah in Oddelku za agronomijo, Biotehniške fakultete Univerze v Ljubljani. V ta namen sta bila sistema, ki sta podrobno opisana v dokumentu BleBlue Deliverable D1.1.1, opremljeni z naprednimi avtomatskimi sistemi za spremljanje parametrov, ki lahko zagotavljajo podatke v realnem času v zvezi s kakovostjo vode, zraka in porabo energije. Kot bo razvidno iz naslednjih poglavij, je količina dnevno zbranih podatkov precejšnja, zato operaterji, ki upravljajo obrat, težko ocenijo njihovo kakovost. Zato je treba razviti orodja, ki olajšajo vsakodnevno upravljanje sistemov, identificirajo potencialno nenormalne podatke, ki bi lahko vodili do napačnih izbir glede na primer obroka hrane in oskrbe s kisikom in/ali neupravičenih alarmov, kot primer posebej nizke vrednosti raztopljenega kisika so dejansko zaznane zaradi okvare senzorjev.

1.1 1.1 Motivacija

Implementacija sistemov upravljanja, ki temeljijo na avtomatizaciji in digitalizaciji nadzornih sistemov, vam omogoča optimizacijo izbir upravljanja ter prihranek pri ekonomskih in okoljskih proizvodnih stroških. V ta namen se zbrani podatki v realnem ali skoraj realnem času obdelujejo z nizom modelov, ki lahko napovejo fiziološke odzive gojenih organizmov na ukrepe upravljanja, kot je dajanje določenega obroka hrane. Ta inovativni pristop, imenovan "Precision Aquaculture", "Precision Fish Farming" (PFF), je bil prvotno predlagan za gojenje lososa (Fore & et al., 2018), vendar je bil uspešno uporabljen pri gojenju postrvi kot del projekta "GAIN - Green" Aquaculture INTensification v Evropi, ki ga financira Evropska unija v okviru raziskovalnega programa H2020 (Royer & Pastres, 2022). V tem delu je bilo dejansko dokazano, da inteligentno upravljanje raztopljenega kisika, ki temelji na napovedih povpraševanja, ki jih zagotavljajo dinamični modeli, ki lahko obdelajo podatke, zbrane vsakih 15 minut, omogoča prihranek približno 17 % pri stroških oksigenacije vode. Vendar pa lahko tudi najboljši modeli zagotovijo popolnoma zavajajoče napovedi, če so vhodni podatki nezanesljivi in/ali vključujejo nepravilne vrednosti: v angleščini je to označeno z akronimom GIGO (Garbage In – Garbage Out: smeti pridejo noter, smeti pridejo ven). Zaradi tega je potrebno zagotoviti vmesno fazo med zbiranjem podatkov in njihovo uporabo, bodisi povezano s korporativnimi komunikacijskimi aktivnostmi bodisi z upravljanjem sistema.

Če povzamemo, je zagotavljanje kakovosti senzorskih podatkov bistveno iz dveh glavnih razlogov:

1. Razkritje podatkov: zanesljivi podatki so bistveni za zagotavljanje pravih informacij, zlasti potrošnikom, ki lahko z uporabo QR preverijo, kako je proizvedeno, kar prinesejo na mizo.
2. Izvajanje pristopov upravljanja, ki temeljijo na načelih natančnega ribogojstva: v tem kontekstu se podatki uporabljajo kot vhodni podatki za napovedne modele in za preverjanje njihovega pravilnega delovanja : zato je treba čim bolj zmanjšati tveganje za

GIGO, saj so napačne napovedi na podlagi podatkov anomalije bi lahko imele znatne gospodarske in/ali okoljske stroške.

1.2 1.2 Cilji in artikulacija končnega izdelka

Glavni cilj tega poročila je predstaviti metodologijo in izvajanje modela nadzora kakovosti BQC podatkov, ki jih zaznajo senzorji, ki lahko samodejno zaznajo podatke o kakovosti vode v dveh pilotnih napravah, ki se nahajata v znanstvenem kampusu Univerze v Benetkah, IP-UNIVE in na Oddelku za agronomijo Biotehniške fakultete Univerze v Ljubljani, IP-UNILJU. Zaradi razlogov, navedenih v prejšnjem poglavju, platforma BQC predstavlja enega temeljnih blokov prototipa Digital Twin, ki se razvija v dejavnosti BeBlue A1.4.

BQC je bil razvit izhajajoč iz nekoliko drugačnih značilnosti nadzornih sistemov implementiranih v IP-UNIVE in IP-UNILJU, opisanih v 2. poglavju. Kasneje v 3. poglavju metodologija, uporabljena za nadzor kakovosti podatkov, ki jih zaznajo avtomatski senzorji. V 4. poglavju je delovanje metodologije ponazorjeno z dvema primeroma, enim za IP-UNIVE in enim za IP-UNILJU. Na koncu je v 5. poglavju navedenih nekaj premislekov, ki temeljijo na učinkovitosti BQC v prvih dveh mesecih uporabe.

2. NADZORNI SISTEMI

Sistemi za spremljanje, implementirani v IP-UNIVE in IP-UNILJU, so skrbno načrtovani za doseg glavnega tehnično-znanstvenega rezultata, to je razvoja prototipa "Digital Twin" ali "Digital Twin", DT, akvaponskega sistema. Temeljni element DT je model, ki je sposoben v realnem času simulirati delovanje sistema, ki ga namerava virtualno predstavljati, in na podlagi kratkoročnih napovedi predlagati ustrezne upravljaljske ukrepe.

Konstrukcija DT, namen **dejavnosti BeBlue A1.4**, temelji na načelih natančnega ribogojstva, inovativnem pristopu upravljanja, predlaganem leta 2018 (Fore & et al., 2018) in uporabljenem za gojenje postrvi v (Royer & Pastres, 2022). V skladu s tem pristopom, ki bo podrobno predstavljen v BeBlue **Deliverable D1.4.2**, so spremenljivke, ki označujejo razvoj ribogojnice, razdeljene na "okoljske spremenljivke" in "živalske spremenljivke". Prvi vključujejo na primer temperaturo vode, koncentracijo raztopljenega kisika, pH. Slednje upoštevajo glavne značilnosti gojene populacije, na primer gostoto biomase, porazdelitev dolžine/mase rib, morebitne kazalnike dobrega počutja. V BeBlue so ta pristop razširili na akvaponiko, torej upoštevajo tudi "rastlinske spremenljivke", na primer biomaso solate, slanuše, makroalge. Prototip **DT**, ki bo razvit v BeBlue, bo **temeljlil predvsem na modelih dinamičnih procesov**: njihova kalibracija in verifikacija zahtevata velik nabor podatkov, zanesljivih in zaznanih v različnih pogojih zunanjih spremenljivk ali siljenja, ki lahko vplivajo na fiziološke odzive živalskih in rastlinskih vrst. Glavna **dejavnika vpliva** sta **temperatura zraka in sončno sevanje**, ki vplivata na temperaturo zraka in vode v akvaponskem sistemu ter na razpoložljivost sevalne energije za fotosintezo.

Načrti monitoringa so povzeti v preglednicah 1 in 2 za IP-UNIVE in 3 in 4 za IP-UNILJU. Preglednici 1 in 2 prikazujeta spremenljivke, ki jih spremljajo avtomatski senzorji. Preglednici 3 in 4 prikazujeta spremenljivke, spremljane s periodičnim ročnim vzorčenjem. Kar zadeva IP-UNIVE, je bilo zaznavanje skupnega amonijskega dušika ali TAN s samodejnim senzorjem aktivirano na eksperimentalni ravni: kakovost teh podatkov, ki so predmet bolj poglobljenih preverjanj, ne bo analizirana z metodologijo, predstavljeno v Poglavje 3 Poleg tega bo sistem spremljanja še izboljššan v obdobju od oktobra 2024 do marca 2025, tako da bosta dodana dva senzorja za samodejno spremljanje temperature zraka in vlažnosti v dveh oddelkih, namenjenih ribogojstvu oziroma gojenju rastlin. Na ta način bo mogoče identificirati in validirati energetske modul prototipa Digital Twin.

Preglednica 7 Spremenljivke, ki jih spremljajo avtomatski senzori v pilotni napravi, ki deluje v znanstvenem kampusu Univerze Ca' Foscari

Okoljske spremenljivke	merska enota	Pogostost	Št. senzorjev
Temperatura vode	°C	1/10 minute	4
pH	-	1/10 minute	4
Raztopljeni kisik	[mg/L] - % nasat	1/10 minute	4
Slanost	PSU	1/10 minute	4

Preglednica 8 Spremenljivke, določene s periodičnim vzorčenjem v pilotni napravi, ki deluje v znanstvenem kampusu Univerze Ca' Foscari.

Okoljske spremenljivke	merska enota	Pogostost
koncentracija TAN	mgN/L	1/teden
Koncentracija NO ₃ ⁻	mgN/L	1/teden
Koncentracija NO ₂ ⁻	mgN/L	1/teden
Koncentracija karbonata	mgCO ₃ ²⁻ /L	1/teden
Koncentracija PO ₄ ³⁻	mgP/L	1/teden
Relativna vlažnost	%	2/dan
Temperatura zraka	°C	2/dan
PAR	μmol/m ² s	1/dan
Živalske in rastlinske spremenljivke		
Posamezna masa orade	gramov	1/mesec
<i>Ulva</i> biomasa spp.	gramov	1/teden
Porezane biomase <i>Salicornia</i> spp. (slanuše)	gramov	1/mesec
Prirast <i>Salicornia</i> spp. (slanuše)	centimetrov	1/teden

Preglednica 9 Spremenljivke, ki jih spremljajo avtomatski senzori v delujoči pilotni napravi Univerze v Ljubljani

Okoljske spremenljivke	merska enota	Pogostost	Št. senzorjev
Relativna vlažnost	%	1/30 minute	1
Temperatura zraka	°C	1/30 minute	1
pH	-	1/5 minut	1
Temperatura vode	°C	1/10 minute	1
Raztopljeni kisik	[mg/L]- % nas.	1/10 minute	1

Preglednica 10 Spremenljivke, določene s periodičnim vzorčenjem v delujočem pilotnem obratu Univerze v Ljubljani.

Okoljske spremenljivke	merska enota	Pogostost
koncentracija TAN	mg _N /L	1/teden
Koncentracija NO ₃ ⁻	mg _N /L	1/teden
Koncentracija Fe	mg _{Fe} /L	1/mesec
Živalske in rastlinske spremenljivke		
Posamezna teža postrvi	gramov	1/mesec
Maso solate na NFT sistemu	gramov	1/mesec
Maso solate na plavajočem sistemu	gramov	1/mesec
Masa solate na DeepShaft sistemu	gramov	1/mesec

Načrt monitoringa dopolnjuje sprotno zaznavanje **porabe električne energije** na napravah, navedenih v tabelah 5 in 6 za IP-UNIVE oziroma IP-UNILJU.

Preglednica 11: Zaznavanje porabe električne energije z napravami, navedenimi na IP-UNIVE

IP-UNIVE			
Naprava	Opis	Številka	Pogostost
Črpalke	<u>Obtočna črpalka (RAS)</u> $Q = 7 \text{ m}^3/\text{h}$ $V = 6 \text{ m}$ $V = 230\text{V}$ $f = 50\text{Hz}$ $P1 = 0,46 \text{ kW}$ $P2 = 0,225 \text{ kW}$ deluje 24 ur na dan	2 (1 v obratovanju in 1 v sili)	1/10 minute
	<u>Povratna črpalka iz rastlinjaka</u> $Q = 1,5-8,1 \text{ m}^3/\text{h}$ $V = 6,3-2 \text{ m}$ $V = 450\text{V}$ $f = 50 \text{ Hz}$ $P1 = 0,31 \text{ kW}$ $P2 = 0,25 \text{ kW}$ z diskontinuiranim delovanjem (regulirano s plovcem)	2 (1 v obratovanju in 1 v sili)	1/10 minute
puhalo	$f = 50\text{Hz}$ $V = 220 - 240 \text{ V}$ $I = 5\text{A}$ $P = 0,85 \text{ kW}$ $\text{RPM} = 2810 \text{ vrt} / \text{min}$ $P = -160/160 \text{ mbar}$ deluje 24 ur na dan	1	1/10 minute
LED luči	<u>RAS:</u> $P = 51 \text{ W}$ prižgan 10 ur na dan	6 (3 na vrstico x 2 vrstici)	1/10 minute
	<u>GREENHOUSE - Linija alg:</u> $P = 40 \text{ W}$ prižgan 10 ur na dan	4	1/10 minute
	<u>GREENHOUSE - linija Salicornia:</u> $P = 32 - 40 \text{ W}$ prižgan 12 ur na dan	4	1/10 minute
Hladilnik	$V = 230\text{V}$ $f = 50/60 \text{ Hz}$ $P1 = 280 \text{ W}$ $P2 = 260 \text{ W}$	4 (2 na vrstico x2 vrstici)	1/10 minute
Video kamera	$V = 12\text{V}$ $I = 0,3 \text{ A}$ $P = 3\text{W}$	1	1/10 minute



(a)



(b)



(c)

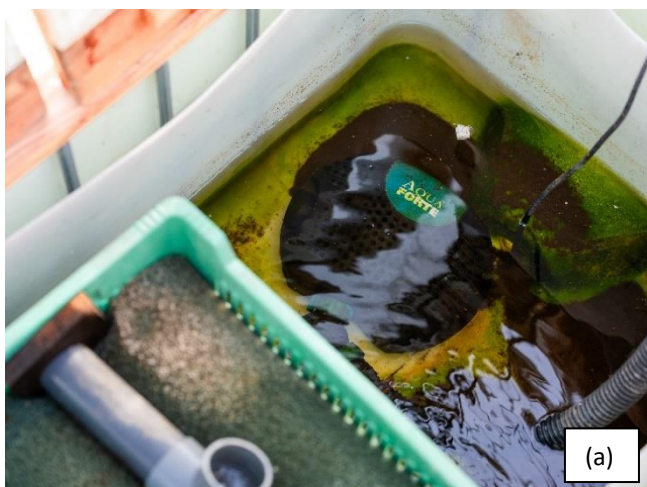
Slika 1: (a) LED luči, (b) vodna črpalka za eno linijo, (c) namestitev UV filtra

električne naprave IP-UNIVE so bile izključene iz avtomatskega nadzora, saj se uporabljajo občasno ali imajo predvidljivo zelo nizko porabo:

- Avtomatski podajalniki;
- Video kamera
- UV filter

Preglednica 12: Zaznavanje porabe električne energije po napravah navedenih v IP-UNILJU

IP-UNILJU				
Naprava	Model	Opis	številka	Pogostost
Črpalke	AQUAFORTE 0 3500	Q= 3,5 m ³ /h H = 3m V = 230V P = 25 W deluje 24 ur na dan	1	1/24 ure
	AQUAFORTE 0 5000	Q= 5,5 m ³ /h H = 3,5 m V = 230V P = 40 W deluje 24 ur na dan	1	1/24 ure
	SICCE SYNCRA 2.0	Q=2,15m ³ /h H= 2m V = 230V P = 32 W deluje 24 ur na dan	1	1/24 ure
puhalo	AQUAFORTE V 30	Q=17L/min za 1m dolžine Q=7L/min za 2m dolžine P = 25 W V = 230 V deluje 24 ur na dan	1	1/24 ure
	AQUAFORTE AP 35	Q = 30 L/min za 1 m dolžine Q = 13 L/min za 2 m dolžine P = 20 W V = 230 V	1	1/24 ure
Avtomatski podajalniki	AQUAFORTE	V=5L V = 12 V teče 3-krat na dan	2	1/24 ure
Toplotna črpalka	VEZUVIJ VESO8R	V =230V I = 5,2 A P = 4100 W cca 12/7 za vroč dan	1	1/24 ure



(a)



(b)

Slika 2: (a) Črpalka, (b) Avtomatski podajalniki - IP-UNILJU

3. METODOLOGIJA KONTROLE KAKOVOSTI

Zagotavljanje kakovosti in zanesljivosti spremljanih podatkov je ključnega pomena tako za pridobivanje informacij, koristnih za menedžment, kot za njihovo uporabo v korporativnem komuniciranju oziroma, kot v tem primeru, v aktivnostih diseminacije. Količina zbranih podatkov pri občasnem ročnem vzorčenju je običajno majhna: v tem primeru je nadzor nad kakovostjo podatkov zaupan izkušnjam operaterjev.

Samodejni senzorji po drugi strani ustvarijo **veliko količino podatkov** : na primer, na podlagi tpreglednic 1 in 3 se **vsak dan** zazna naslednje:

$$6[\text{podatki/uro}] \times 4[\text{var}] \times 4[\text{senzorji}] \times 24[\text{ur}] = \mathbf{2304 \text{ podatkov v IP-UNIVE}}$$

$$(2[\text{podatki}/\text{čas}] \times 2[\text{var}] + 6[\text{podatki}/\text{čas}] \times 2[\text{var}] + 12[\text{podatki}/\text{čas}] \times 1[\text{var}]) \times 24 \text{ ur} = \mathbf{672 \text{ podatke v IP-UNILJU}}$$

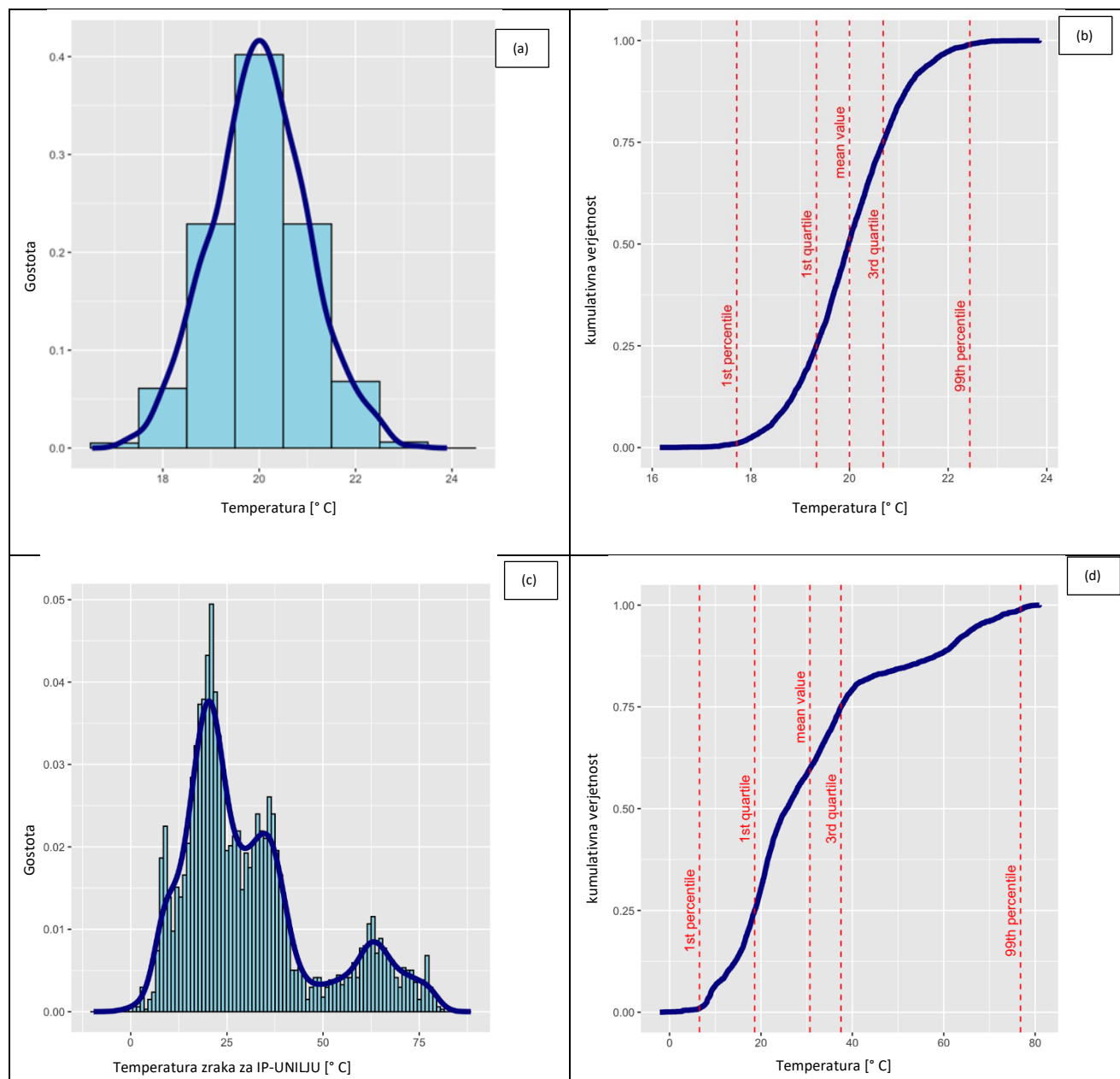
Avtomatski senzorji kljub temu, da so nepogrešljiv element za digitalizacijo sistemov in optimizacijo njihovega upravljanja, zahtevajo skrbno vzdrževanje. Pravzaprav se lahko njihovo delovanje sčasoma hitro poslabša zaradi kopičenja motečih snovi. Poleg tega lahko pride do trenutnih prekinitev v prenosu signala in nazadnje jih bo morda treba občasno ponovno kalibrirati, da se prepreči sistematično popačenje meritev.

Vizualizacija podatkov lahko zagotovo pomaga operaterju pri prepoznavanju morebitnih anomalij in/ali sistematičnih odstopanj v nivoju signala, ki jih je težko utemeljiti glede na procese, ki potekajo v napravi. Vendar pa je to precej dolgočasno opravilo mogoče olajšati z uporabo postopkov statistične analize, po možnosti tudi s pomočjo algoritmov, ki temeljijo na umetni inteligenci in nam omogočajo, da v prvi vrsti ugotovimo, kateri podatki ali zaporedja podatkov lahko kažejo na morebitne nepravilnosti delovanja senzorjev.

Iz tega razloga je BeBlue razvil preprost in robusten postopek za prepoznavanje potencialno nepravilnih podatkov ali "*izstopajočih podatkov*", *razdeljen na dve fazi*: v prvi se uporabi analiza kumulativnih **porazdelitev podatkov in razlik med zaporednimi podatki**. za identifikacijo potencialno nenormalnih podatkov ali "*kandidatov, ki izstopajo*". V drugem primeru **mora operater odločiti, ali naj tako identificirane podatke odstrani ali obdrži**. Na ta način se pridobi potrjena časovna serija podatkov, ki jo je mogoče nadalje obdelati za pridobitev vhodnih in odzivnih podatkov napovednih modelov, ki bodo razviti v aktivnosti A1.4.

Veliko število podatkov, ki jih zaznajo samodejni senzorji, omogoča uporabo statističnih metodologij za predhodno identifikacijo potencialno nepravilnih podatkov. Signali, ki jih senzorji zaznajo, imajo kemični ali fizični pomen: zato najprej v nekaterih primerih ne morejo prevzeti vrednosti izven določenega območja, npr. Vrednosti pH morajo biti med 0 in 14. Vrednosti, ki nimajo fizičnega pomena, se samodejno odstranijo. Bolj zapleteno pa postane ugotavljanje, ali je npr. vrednost temperature vode je treba šteti za nenormalno, saj bi v tem primeru, strogo gledano, lahko zaznali vse vrednosti med zmrziščem in vreliščem. V pogojih delovanja sistema pa bodo vrednosti zaznane predvsem v ožjem območju, katerega širina pa vnaprej ni znana. Poleg tega je mogoče nadzorovane spremenljivke približati z neprekinjenimi funkcijami: senzorski signali so diskretni, vendar se pričakuje, da bodo približali zvezne funkcije: zato je malo verjetno,

da bi zelo visoka nihanja v primerjavi s povprečno ravno nastala zaradi kemičnih, fizikalnih in bioloških procesov mestoma v sistemu, temveč je lahko povezana z nepravilnim zaznavanjem ali prenosom signala. Zato je mogoče identificirati dve značilnosti potencialno nepravilnih podatkov: 1) majhna verjetnost, da bodo odkriti; 2) majhna verjetnost, da se v majhnem časovnem intervalu zazna zelo veliko nihanje, tj. razlika pred signalom.



Slika 3 (a) in (b) PDF in CDF v zvezi z Gaussovo porazdelitvijo; (c) in (d) empirične datoteke PDF in CDF, ki se nanašajo na podatke o temperaturi zraka, zaznane v IP-UNILJU od 8. aprila do 24. julija 2024.

S statističnega vidika bi bilo te verjetnosti mogoče oceniti, če bi bile znane funkcije gostote verjetnosti ali PDF (funkcija gostote verjetnosti) vsakega parametra in njegovih prvih razlik. Ker te funkcije niso znane, se je treba zateči k njihovim ocenam iz zbranega vzorca podatkov: to pa ima prednost, da ne uvajamo posebnih hipotez o obliki teh funkcij.

Zlasti postopek nadzora kakovosti, ki se izvaja v BeBlue, temelji na distribucijski funkciji ali v angleščini Cumulative Distribution Function ali CDF. Z matematičnega vidika se dobi z integracijo funkcije gostote verjetnosti ali verjetnosti Gostota Funkcija, PDF, v angleščini: razlika med dvema vrednostma te funkcije vam torej omogoča, da določite verjetnost, da določena spremenljivka prevzame vrednost med njima.

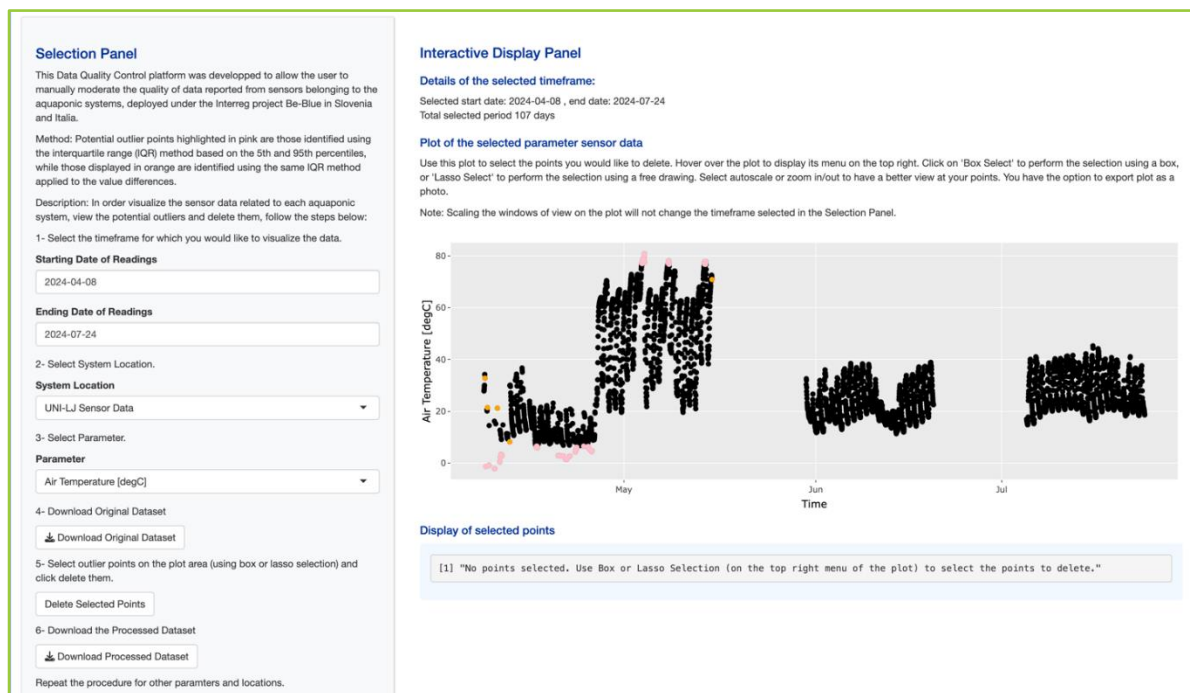
Primer teoretičnih in vzorčnih datotek PDF in CDF je prikazan na Slika 3. oziroma za dobro znano Gaussovo porazdelitev. V praksi se vzorčni primerki funkcij, prikazanih na Slika 3 in Slika 4, pridobijo z: 1) konstruiranjem frekvenčnega histograma podatkov; 2) seštevanjem tako dobljenih vrednosti. Na Slika 3 (b) in Slika 4 (b) sta na primer predstavljeni dve funkciji, ki se nanašata na podatke o temperaturi zraka, zbrane v IP-UNILJU od 08. aprila 2024 do 24. julija 2024, zgornja plošča. Kot je razvidno, empirične funkcije odstopajo od teoretične Gaussove porazdelitve in tako se ni mogoče odločiti, katera teoretična porazdelitev jih najboljše predstavlja. Zaradi tega je bilo odločeno, da jih uporabimo takšne, kot so, brez kombiniranja z vnaprej določenimi teoretičnimi modeli.

Postopek, sprejet v BeBlue, združuje informacije, ki jih je zagotovil CDF o izvirnih podatkih in njihovih prvih razlikah: v prvi vrsti se vrednosti, nižje od prvega percentila in višje od devetindevetdesetega, poročajo kot "kandidati za odstopanje". Nato spletni vmesnik, ki je podrobno opisan v naslednjem poglavju: 1) uporabniku ponudi tabelo s seznamom možnih odstopanj, identificiranih v časovnem oknu, ki ga je treba analizirati; 2) prikaže zgodovinske serije podatkov in prve razlike. Uporabnik se tako lažje odloči, ali bo odstranil ali ohranil vrednosti, identificirane na podlagi percentilov.

Metodologija je lahko na začetku občutljiva na posebno porazdelitev vzorčenja, zaznано v prvih tednih delovanja sistema: vendar se velikost vzorca hitro poveča in kumulativne porazdelitve podatkov ter njihove prve razlike postanejo reprezentativne za pogoje delovanja sistema.

Zgoraj opisani postopek ponuja različne prednosti in se lahko uporablja v realnem ali skoraj realnem času, za vsakodnevno preverjanje pravilnega delovanja sistema in za preverjanje zanesljivosti podatkov, ki se razkrijejo ali uporabijo za nadaljnjo obdelavo. Poleg modelov, ki bodo razviti v dejavnosti A1.4, se lahko uporablja tudi za zgodnje opozarjanje v realnem času.

4. VMESNIK BQC »BeBlue Quality Control«.



Slika 4: Vmesnik BQC

Metodologija, opisana v 3. poglavju, je bila implementirana s kodiranjem uporabniškega vmesnika, prikazanega na Slika 4. Figura 5, ki prikazuje časovno vrsto neobdelanih podatkov, v tem primeru temperature zraka: temperaturne vrednosti in tiste prve razlike, nižje od prvega percentila in nad devetindevetdesetim percentilom sta označena z rožnato oziroma oranžno. Trenutno deluje BQC vmesnik, ki ga uporabljata operaterja obeh sistemov za spremljanje pravilnega delovanja IP-UNIVE in IP-UNILJU. Vmesnik je razvila delovna skupina UNIVE v okolju Rshiny: njegovo delovanje je prikazano spodaj.

4.1 Pridobivanje časovnih vrst

Zgodovinske nize neobdelanih podatkov, ki jih zaznajo senzorji, nameščeni v IP-UNIVE, samodejno pridobi strežnik, kjer so shranjeni v realnem času. Podatki, ki jih zbira IP-UNILJU, so namesto tega pridobljeni iz skupne Google Sheet, shranjene in ročno naložene na spletu v Google Drive, ki jo zagotavlja partner UNILJU.

4.2 Izbira in ogled

Najprej uporabnik izbere časovno okno za ogled podatkov. Nato uporabnik nadaljuje z izbiro mesta obrata, za katerega je treba obnoviti podatke (IP-UNIVE ali IP-UNILJU), kot je prikazano na izbirni plošči na Slika 4 (desno). Nato uporabnik nadaljuje z izbiro parametra za analizo s seznama parametrov, ki so na voljo za izbrano lokacijo. Časovna vrsta je prikazana na interaktivni plošči, ki je predstavljena na Slika 4.

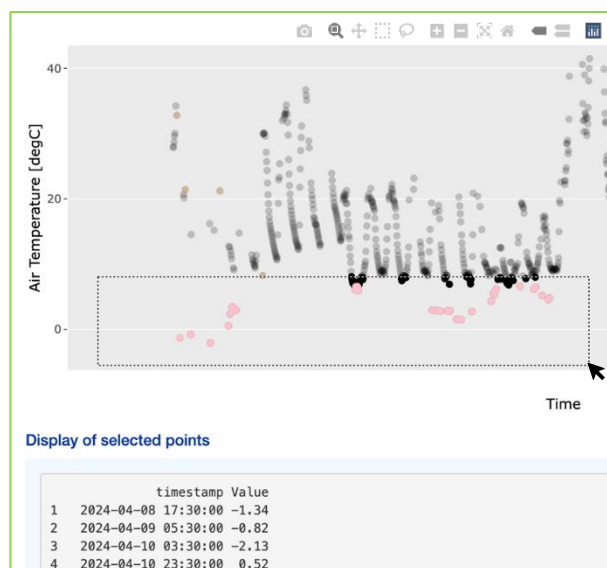
4.3 Nadzor kakovosti podatkov

Druga faza vključuje ovrednotenje "kandidatov za odstopanje", glej poglavje 3, s strani upravljalca elektrarne. Ta faza torej temelji na "strokovni presoji": njeno avtomatizacijo, ne glede na to, kako zapletena je, je mogoče doseči z uporabo algoritmov umetne inteligence, ki pa zahtevajo zelo veliko bazo podatkov za fazo učenja. Postopek pregleda zagotavlja, da so lažni pozitivni rezultati zmanjšani na najmanjšo možno mero in, da so anomalije, ki se štejejo za takšne, pravilno identificirane in po potrebi izvedeni potrebni ukrepi za ublažitev njihovih učinkov. »Izstopajoči kandidati« (osameci) se identificirajo neposredno z uporabo metodologije, opisane v 3. poglavju.

Postopek vrednotenja je razdeljen na štiri spodaj opisane operacije.

- 1) Izbira grafa z orodji za izbiro okvirja ali lasa v meniju zgoraj desno na grafu (Slika 5). Vrednosti izbranih točk bodo prikazane pod grafom.
- 2) Brisanje izbranih točk z gumbom na Slika 6.
- 3) Shranjevanje nabora podatkov, ki ga je uporabnik preveril za kasnejšo analizo z gumbom na Slika 7.

Preverjena časovna vrsta je prikazana, kot je prikazano na Slika 8, za končno preverjanje s strani uporabnika.



Slika 5: Izbirna plošča BQC – izberite točke "izstopajočih kandidatov" (osamelcev), ki jih želite odstraniti

5- Select outlier points on the plot area (using box or lasso selection) and click delete them.

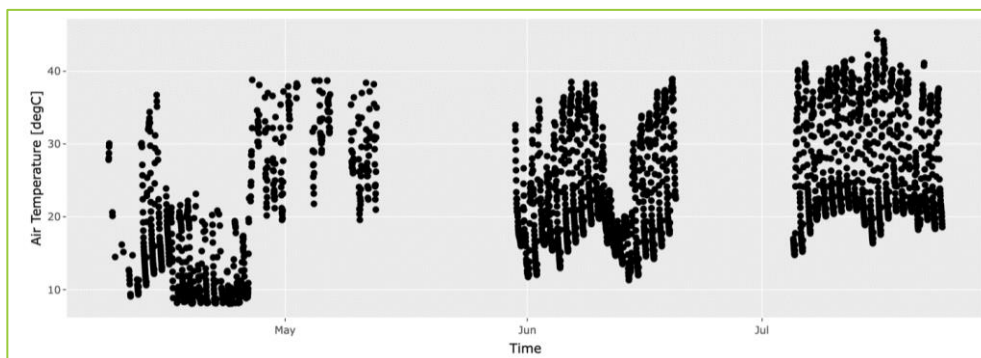
Delete Selected Points

Slika 6: Izbirna plošča BQC - Gumb za brisanje izbranih točk

6- Download the Processed Dataset

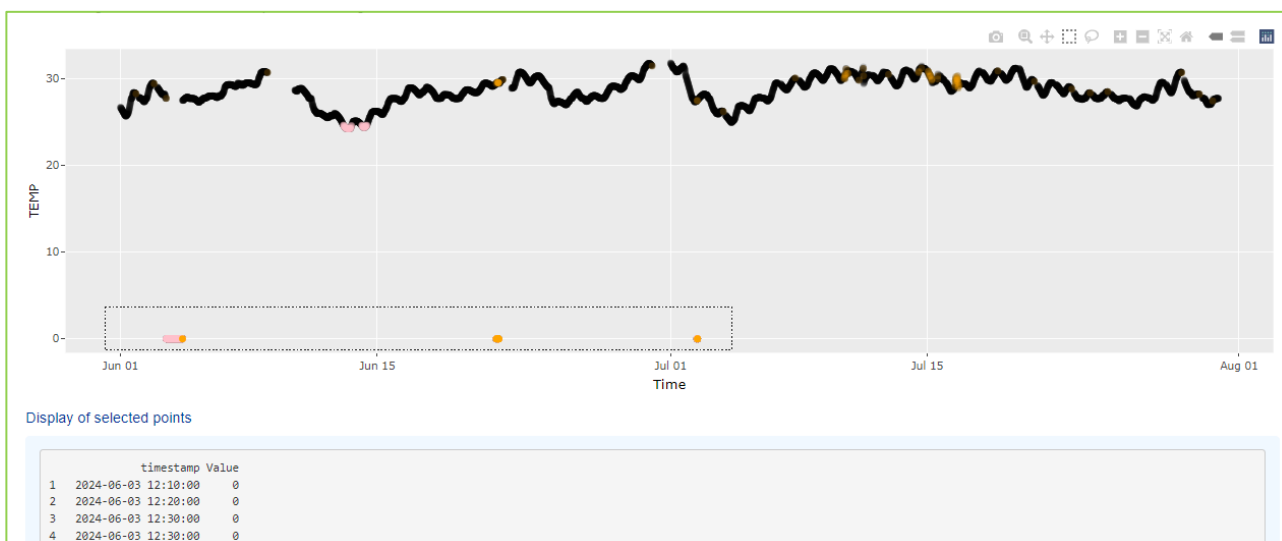
Download Processed Dataset

Slika 7: Izbirna plošča BQC – gumb za prenos spremenjenih podatkov

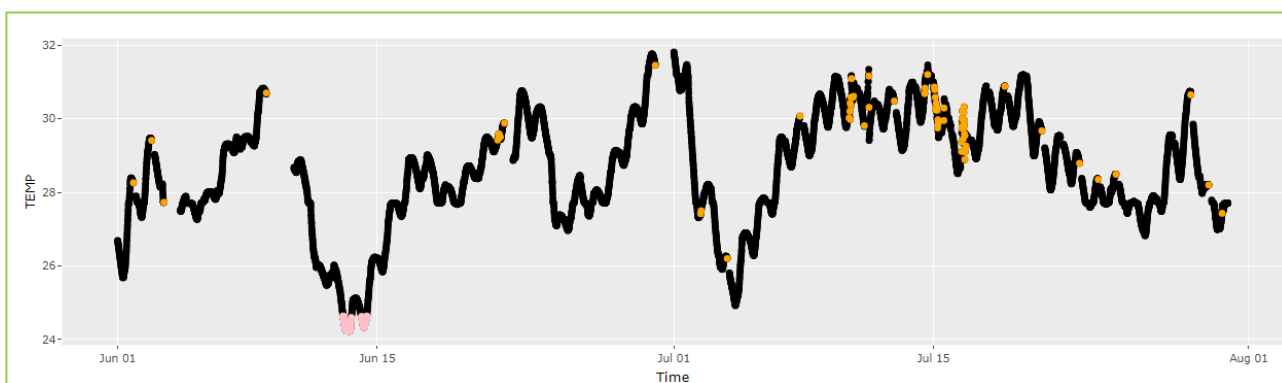


Slika 8: Izbirna plošča BQC – graf preverjene časovne vrste.

Slika 9 in Slika 10 prikazujeta še en primer za preverjanje kakovosti podatkov senzorja temperature vode za IP- UNIVE .



Slika 9: Primer nadzora kakovosti podatkov o temperaturi vode za IP-UNIVE: Izbira točk "kandidatov za odstopanje"



Slika 10: Primer preverjanja kakovosti podatkov o temperaturi vode za IP-UNIVE: preverjen nabor podatkov

5. ZAKLJUČEK I

Metodologija za nadzor kakovosti podatkov, opisana v 3. poglavju, je bila kodificirana in postala operativna z razvojem uporabniškega vmesnika, ki je enostaven za uporabo. Opozoriti je treba, da postopek zdaj **deluje za obe pilotni napravi**. Vmesnik je poleg olajšanja upravljanja element temeljnega pomena za razvoj modela Digital Twin. Pravzaprav so preverjene časovne vrste že arhivirane po enotnem standardu in zato pripravljene za predhodno obdelavo in uporabo kot vhodni in odzivni podatki za identifikacijo, kalibracijo in validacijo DT. Vmesnik, zasnovan in testiran v sodelovanju z UNILJU, trenutno deluje. V prvih mesecih delovanja se je izkazala za primerno za namene, za katere je bila zasnovana. Zlasti je bil učinkovit pri **prepoznavanju nepravilnih podatkov**, povezanih z okvarami senzorjev: to omogoča hitro izvedbo čiščenja in vzdrževanja senzorjev, kar zagotavlja kontinuiteto pri pridobivanju podatkov dobre kakovosti. Poleg tega metodologija ni odvisna od predpostavk o PDF-jih in CDF-jih: je torej prožna, razširljiva in prilagodljiva različnim vrstam podatkov in pogojem delovanja. Te značilnosti bi lahko omogočile integracijo algoritmov umetne inteligence s strokovno presojo v prihodnosti, da bi zmanjšali čas, ki ga mora operater posvetiti nadzoru kakovosti, in povečali učinkovitost in natančnost procesa.

Bibliografija

Fore M., Frank K., Norton T., Svendsen E., Alfredsen JO, Dempster T., Eguiraun H., Watson W., Stahl A., Sunde LM, Schellewald C., Skoien KR, Alver MO, Berckmans D ., 2018. Precizno ribogojstvo: nov okvir za izboljšanje proizvodnje v ribogojstvu. Biosyst Eng 173: 176–193. <https://doi.org/10.1016/j.biosysteng.2017.10.014>

Royer, E. & Pastres, R., 2022. Asimilacija podatkov kot ključni korak k izvajanju učinkovitega upravljanja z raztopljenim kisikom v kopenskem ribogojstvu . Aquaculture International. <https://doi.org/10.1007/s10499-022-01028-w>.