

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE
CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA CHIMICA E DEI PROCESSI INDUSTRIALI

**Tesi di Laurea Magistrale in
Ingegneria Chimica e dei Processi Industriali**

**IMPATTO DEGLI ERRORI DI PREVISIONE
METEOROLOGICA NELL'OTTIMIZZAZIONE DI
PROCESSI DI COLTIVAZIONE DI MICROALGHE
IN VASCA APERTA**

Relatore: Prof. Fabrizio Bezzo

Correlatore: Ing. Riccardo De Luca

Laureando: MARTINO TRABUIO

ANNO ACCADEMICO 2015-2016

Riassunto

La produzione su scala industriale di biocarburanti a partire da microalghe presenta allo stato attuale evidenti limiti tecnologici e di costo lungo l'intero processo produttivo. In particolare, l'ottimizzazione della fase di crescita risulta notevolmente complicata dalla complessità dei meccanismi biologici in gioco e dalle condizioni altamente variabili cui il sistema è soggetto. In questo lavoro di Tesi viene affrontato il problema di controllo della coltivazione di microalghe in vasca aperta (*open pond*) tramite l'utilizzo di un modello a principi primi basato su previsioni meteorologiche. In particolare, si è studiato l'impatto negativo sulla produttività dovuto all'uso del modello nel caso di previsioni affette da elevata incertezza. Inoltre sono stati proposti degli approcci all'ottimizzazione in grado di evitare condizioni critiche per il sistema, mantenendo allo stesso tempo alti livelli di produttività. Le strategie proposte sono state valutate e confrontate in termini di produttività e costi richiesti, al fine di selezionare l'opzione migliore da utilizzare in campo pratico.

Indice

INTRODUZIONE	1
 CAPITOLO 1 – Produzione di biocarburanti da microalghe: stato dell'arte.....	3
1.1 INTRODUZIONE AI BIOCOMBUSTIBILI	3
1.2 UTILIZZO DELLE MICROALGHE PER LA PRODUZIONE DI BIOCOMBUSTIBILI	5
1.3 PROCESSO DI PRODUZIONE DI BIODIESEL DA MICROALGHE	7
1.4 SISTEMI PER LA COLTIVAZIONE.....	8
1.5 FASI CRITICHE DEL PROCESSO SU SCALA INDUSTRIALE	10
1.6 STRATEGIE PER IL CONTROLLO DI VASCHE APERTE	11
1.7 SCOPO DELLA TESI.....	12
 CAPITOLO 2 – Il modello matematico	15
2.1 MODELLO DI VASCA APERTA	15
2.1.1 Bilanci di materia.....	15
2.1.2 Bilanci di energia	17
2.2 RAPPRESENTAZIONE DEI DATI METEOROLOGICI	22
2.3 OTTIMIZZAZIONE DEL SISTEMA DI COLTIVAZIONE	22
2.3.1 Ottimizzazione con backoff	23
2.4 SIMULAZIONE STOCASTICA.....	25
2.5 SIMULAZIONE DEGLI ERRORI DI PREVISIONE	25
2.5.1 Errore di previsione della nuvolosità	25
2.5.1.1 Errore con σ costante	25
2.5.1.2 Errore con σ variabile.....	25
2.5.2 Errore di previsione della temperatura.....	26
 CAPITOLO 3 – Impatto dell'incertezza delle previsioni meteorologiche sul processo ..	29
3.1 ANALISI PRELIMINARE DELL'IMPATTO DELL'ERRORE DI PREVISIONE	29
3.1.1 Analisi del mese di gennaio	30
3.1.2 Analisi del mese di marzo.....	31
3.1.3 Analisi del mese di luglio	32
3.1.4 Analisi della temperatura della vasca aperta per variazioni di nuvolosità.....	33
3.2 ANALISI DELL'EFFETTO DEGLI ERRORI SULLA NUVOLOSITÀ	34
3.2.1 Traslazioni dei profili di nuvolosità.....	35

3.2.2	Ridimensionamento dei picchi di nuvolosità.....	36
3.3	INCERTEZZA DELLE PREVISIONI DI NUVOLOSITÀ IN LETTERATURA	38
3.4	DESCRIZIONE DELL'ERRORE DI PREVISIONE ATTRAVERSO SIMULAZIONI STOCASTICHE...	40
3.4.1	Errore di previsione della nuvolosità avente deviazione standard costante.....	40
3.4.2	Errore di previsione della nuvolosità avente deviazione standard variabile.....	41
3.4.3	Errore di previsione della nuvolosità avente deviazione standard costante e della temperatura dell'aria con deviazione standard costante	43
CAPITOLO 4 – Strategie per il controllo di un processo con errori di previsione		47
4.1	OTTIMIZZAZIONE CON BACKOFF	47
4.1.1	Backoff con errore pari a n deviazioni standard	47
4.1.2	Backoff con simulazione stocastica	50
4.1.3	Risultati del processo ottimizzato con backoff	50
4.2	SIMULAZIONE STOCASTICA DEL PROCESSO OTTIMIZZATO CON BACKOFF	51
4.3	OTTIMIZZAZIONE DEL PROCESSO CON BACKOFF 3σ PER UNA SETTIMANA	52
4.4	STRATEGIA DI CONTROLLO CONSERVATIVA.....	54
4.4.1	Confronto tra backoff 3σ e strategia di controllo conservativa	56
4.4.2	Limite di utilizzo della strategia di controllo conservativa.....	57
4.5	ANALISI DI PRODUTTIVITÀ PER UNA SETTIMANA NUVOLOSA	57
4.6	IMPATTO DELLA TEMPERATURA DELLA PORTATA IN INGRESSO	59
4.6.1	Effetto di temperature d'ingresso differenti su una strategia di controllo	59
4.6.2	Strategie di controllo con diverse temperature dell'alimentazione	60
4.6.2.1	Ottimizzazione con backoff per il mese di giugno	62
4.6.2.2	Ottimizzazione con backoff per il mese di luglio	62
4.6.2.3	Strategia di controllo conservativa.....	63
4.6.3	Ottimizzazione della temperatura in ingresso per il mese di luglio.....	63
4.7	ANALISI DELLA CONCENTRAZIONE IN uscita	64
CAPITOLO 5 – Analisi economica.....		67
5.1	DESCRIZIONE DEI COSTI CONSIDERATI.....	67
5.2	CALCOLO DEI COSTI.....	68
5.2.1	Scambiatori di calore	69
5.2.2	Sedimentatore	70
5.2.3	Centrifuga	71
5.2.4	Costo per unità di biomassa	72
5.3	RISULTATI	73
5.3.1	Analisi di luglio	73
5.3.2	Analisi di giugno.....	75

CONCLUSIONI	79
NOMENCLATURA.....	81
APPENDICE A.....	87
APPENDICE B.....	95
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI.....	99

Introduzione

La ricerca di fonti di energia alternative e rinnovabili è un argomento particolarmente discusso negli ultimi anni a causa del rapido esaurimento delle riserve di combustibili fossili e dell'aumento delle emissioni di gas serra. Lo sviluppo di biocombustibili risulta fondamentale di fronte alla forte dipendenza dalle risorse fossili nel settore dei carburanti, e rappresenta una possibile alternativa sia a breve che a lungo termine. In particolare, sono promettenti i biocarburanti di terza generazione, i quali prevedono la produzione di energia a partire da microalghe e sono capaci di superare gli svantaggi della prima e seconda generazione.

Tuttavia, la produzione di microalghe a livello industriale non è ancora economicamente sostenibile e molte sono le criticità legate al processo di coltivazione che non permettono di raggiungere le elevate produttività teoriche. Una delle problematiche principali riguarda il controllo delle vasche aperte (*open pond*), sistemi di coltivazione aperti in cui la variabilità atmosferica con cui sono in contatto rende difficoltoso operare il sistema alle condizioni ottimali.

L'obiettivo di questo lavoro di Tesi consiste nello sviluppo di strategie di ottimizzazione per vasche aperte che permettano un controllo di temperatura efficace in presenza di errori nelle previsioni meteorologiche. La Tesi è strutturata in cinque capitoli.

Nel Capitolo 1 è descritto lo stato dell'arte relativo alla produzione di biocombustibili da microalghe. Dopo un'introduzione generale relativa alle differenti tipologie di biocarburanti sono descritti nel dettaglio i vantaggi e gli svantaggi dei biocarburanti prodotti a partire da microalghe. Successivamente vengono analizzati nel dettaglio i sistemi di coltivazione esistenti e le loro caratteristiche, elencando le limitazioni che attualmente impediscono il raggiungimento di elevate produttività su scala industriale. Particolare attenzione è rivolta ai metodi proposti in letteratura per il controllo del processo di coltivazione e alle loro criticità.

Nel Capitolo 2 viene descritto il modello matematico a principi primi utilizzato in grado di descrivere non solo la dinamica di crescita della coltivazione microalgale, ma anche la variazione di temperatura all'interno della vasca aperta. In secondo luogo vengono descritte le assunzioni sulla simulazione e le ottimizzazioni effettuate in questo lavoro, e sono presentati i metodi di generazione degli errori di previsione meteorologica.

Nel Capitolo 3 è analizzato, in differenti momenti dell'anno, l'effetto degli errori di previsione sulla produttività e sulla conseguente strategia ottimale di controllo della temperatura di processo. Successivamente è stato studiato nel dettaglio il mese di luglio per valutare l'effetto dell'incertezza delle previsioni nelle condizioni maggiormente critiche per il sistema.

Nel Capitolo 4 vengono proposte e analizzate due nuove strategie di ottimizzazione: la prima, basata sul metodo del *backoff* per garantire la fattibilità del processo in presenza di *mismatch*

tra previsioni del modello e dinamica reale del sistema; la seconda, detta conservativa è basata sull'ottimizzazione di uno scenario limite creato artificialmente e fornisce profili quantitativamente uguali ripetuti quotidianamente che assicurano un corretto controllo di temperatura.

Nel Capitolo 5 viene effettuata un'analisi economica semplificata per confrontare l'impatto delle diverse strategie di ottimizzazione proposte. Sono valutati i soli costi che dipendono dalle portate in ingresso e in uscita dalla vasca in quanto direttamente dipendenti dalla strategia di controllo utilizzata.

Vengono infine riportate alcune considerazioni finali sul lavoro svolto e una breve descrizione delle possibili analisi future.

Capitolo 1

Produzione di biocarburanti da microalghe: stato dell'arte

In questo capitolo viene presentato lo stato dell'arte relativo alle tecnologie di produzione di biocombustibili a partire da microalghe e viene fornita una breve descrizione dei vantaggi, degli svantaggi e dei limiti delle attuali applicazioni industriali. In primo luogo viene presentata una breve introduzione relativa alle tipologie di biocarburanti esistenti, seguita da una descrizione dei vantaggi associati alla produzione di biodiesel da microalghe. Successivamente è descritto il processo produttivo, rivolgendo una particolare attenzione ai sistemi di coltivazione. In seguito sono analizzate le criticità legate alla realizzazione di impianti su scala industriale, tra queste viene approfondita la difficoltà nel controllo di vasche aperte e le possibili soluzioni proposte in letteratura. Infine sono presentati gli obiettivi del lavoro di Tesi.

1.1. Introduzione ai biocombustibili

Il rapido esaurimento delle riserve di combustibili fossili è considerato una delle problematiche attuali di maggiore interesse in ambito scientifico, politico e sociale.

I combustibili fossili soddisfano infatti la maggior parte dei bisogni energetici del pianeta, tra cui la generazione di energia elettrica, i carburanti per il trasporto e il riscaldamento. L'aumento della popolazione globale e la crescita economica dei paesi in via di sviluppo porterà a una richiesta crescente di energia, con conseguente aumento della velocità di esaurimento delle risorse naturali esistenti. In secondo luogo, il crescente utilizzo di questa tipologia di combustibili comporta un inevitabile aumento dei gas serra nell'atmosfera, configurandosi come causa principale del riscaldamento globale e fonte di ulteriori problematiche ambientali quali l'acidificazione delle acque.

La necessità di risolvere i problemi sopra descritti ha portato l'attenzione mondiale a focalizzarsi negli ultimi anni sullo studio e l'utilizzo di fonti energetiche alternative e rinnovabili, che occuperanno una frazione sempre maggiore della produzione mondiale di energia (Figura 1.1). In particolare, il settore dei carburanti risulta, tra i diversi ambiti energetici, il campo di applicazione che presenta la maggiore criticità legate alla dipendenza dalle risorse fossili. I biocarburanti, ovvero combustibili prodotti a partire da biomassa, possono svolgere un ruolo estremamente importante nel settore dei trasporti. Essi forniscono infatti non solo una

risposta a breve termine volta a soddisfare la domanda sempre crescente di energia, ma anche una valida alternativa ai combustibili fossili a lungo termine. La biomassa utilizzata per la produzione di biocarburanti è un materiale vegetale o animale di origine recente, disponibile su base rinnovabile e in grado di assorbire CO₂ durante la fase di crescita.

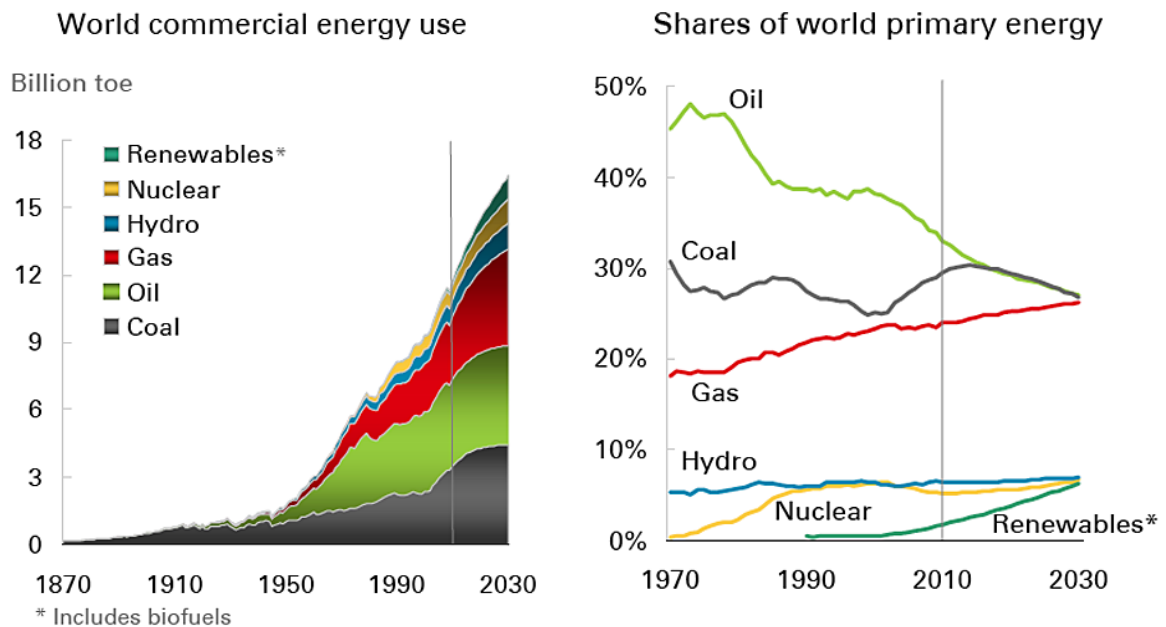


Figura 1.1. Previsione dell'andamento delle fonti di energia per il 2030 dallo studio BP Energy Outlook (2011).

In letteratura sono generalmente definite tre tipologie di biocarburanti: di prima, seconda e terza generazione (Brennan & Owende, 2010). I biocarburanti di prima generazione sono prodotti da colture alimentari quali la canna da zucchero, le barbabietole, il mais e l'olio di palma, oppure da grassi animali. Nonostante questa tipologia di biocarburanti abbia raggiunto livelli economicamente sostenibili di produzione comparabili a quelli dei combustibili fossili, essa risulta competitiva con le coltivazioni destinate al mercato alimentare in termini di utilizzo di terreni agricoli. L'uso indiscriminato delle terre arabili per la produzione di biocarburanti porta alla diminuzione dell'area disponibile per le colture alimentari e al conseguente aumento del prezzo dei cereali e del cibo. L'utilizzo intensivo di colture finalizzate alla produzione di biocarburanti di prima generazione causa inoltre effetti negativi sull'ambiente, rendendo difficoltoso il mantenimento della biodiversità e richiedendo un elevato utilizzo di fertilizzanti e risorse idriche (Yang et al., 2010).

I biocarburanti di seconda generazione sono prodotti da materia vegetale non di uso alimentare. La produzione di biocarburanti di seconda generazione su scala industriale è tuttavia attualmente limitata dalla necessità di collocare l'impianto in prossimità di zone con buona disponibilità di materiale cellulosico.

Infine, i biocarburanti di terza generazione vengono prodotti a partire da microalghe, microorganismi fotosintetici dotati di rapide cinetiche di crescita in presenza di luce e nutrienti e in grado di accumulare al proprio interno elevate quantità di lipidi che possono essere convertiti in biocombustibili.

1.2. Utilizzo delle microalghe per la produzione di biocombustibili

Le microalghe sono microorganismi fotosintetici, procarioti o eucarioti; in letteratura si stima l'esistenza di circa 50 mila specie presenti in tutto il mondo (di cui solo il 60% è stata studiata e analizzata) capaci di adattarsi a condizioni ambientali estremamente differenti (Mata et al., 2010). Le microalghe possiedono lo stesso ruolo delle piante nel ciclo biogeochimico: esse infatti assorbono la CO_2 atmosferica e la trasformano in polisaccaridi, proteine e altre macromolecole biologiche necessarie alla vita utilizzando l'energia solare. Per la loro crescita, oltre alla CO_2 , esse necessitano di luce solare, acqua e nutrienti (azoto e fosforo). Inoltre, le microalghe sono in grado di produrre e immagazzinare acidi grassi e lipidi. In particolare, il contenuto di lipidi nelle microalghe dipende dalla specie e dalle condizioni di coltura e può raggiungere valori superiori all'80% del peso secco tramite l'ottimizzazione di specifici fattori di crescita (Alam et al., 2015).

Negli ultimi anni sono stati studiati diversi processi per la produzione di energia dalle microalghe (Figura 1.1). La conversione è biochimica nel caso utilizzi, per esempio, batteri, microorganismi o enzimi per processare la biomassa; invece, è definita termochimica se utilizza processi ad alte temperature in cui viene fornito calore.

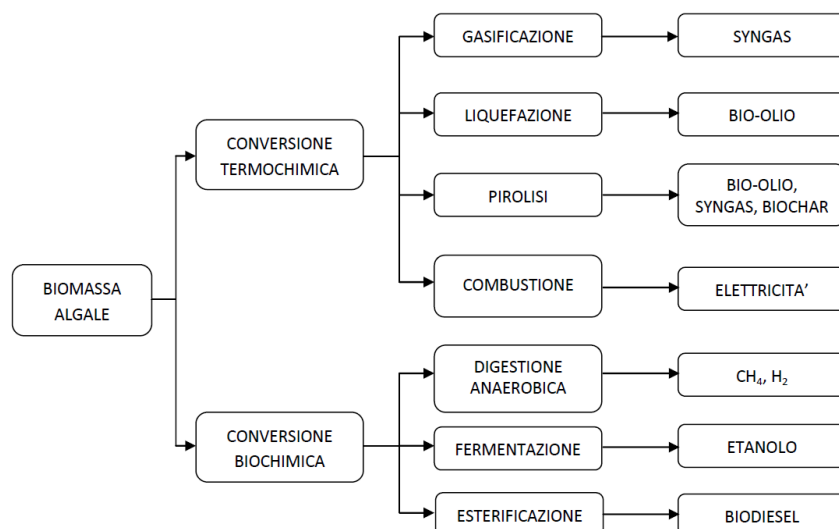


Figura 1.1. Processi di produzione di energia dalle microalghe (Brennan & Owende, 2010).

L'applicazione di tecniche di conversione biochimica permette di ottenere: biodiesel, attraverso estrazione di lipidi dalla biomassa e successiva conversione; etanolo, in seguito a fermentazione diretta della biomassa dopo la distruzione delle cellule; biogas, attraverso la digestione anaerobica della biomassa spenta residua in seguito all'estrazione dei lipidi. Oltre ai processi di natura biochimica è inoltre possibile effettuare processi di conversione termochimica che permettono di ottenere: gas di sintesi (*syngas*), tramite gassificazione della biomassa; carburante liquido, attraverso liquefazione a condizioni super critiche; residuo carbonioso (*biochar*), biocarburante liquido e gas con una combustione in assenza di aria (pirolisi); energia elettrica, tramite semplice combustione della biomassa.

Le microalghe rappresentano una delle alternative con maggior potenziale per la produzione di biocombustibili, in quanto presentano numerosi vantaggi rispetto ad altri tipi di biomassa (Chisti, 2008). Il vantaggio principale consiste nell'elevata produttività per ettaro rispetto ad altre colture. È stato infatti calcolato che l'utilizzo del 3% del terreno coltivabile degli Stati Uniti ai fini della produzione di microalghe può potenzialmente soddisfare il 50% del fabbisogno di carburante della nazione. Diversamente la coltivazione di palme per la produzione di olio di palma richiederebbe il 24% del terreno arabile dell'intera nazione per ottenere lo stesso risultato (Chisti, 2007). Va inoltre ricordato che nel caso di produzione di microalghe si possono utilizzare anche terre non sfruttabili per l'agricoltura. In Tabella 1.1 sono confrontate le produttività delle diverse fonti di biocombustibili.

Tabella 1.1. *Produttività, area necessaria per la produzione di carburanti pari al 50% del fabbisogno degli Stati Uniti e percentuale delle terre coltivabili per diversi tipi di colture (Chisti, 2007).*

Fonte	Produttività di olio (l ha ⁻¹)	Area necessaria (Mha)	Percentuale del terreno arabile degli Stati Uniti
Mais	172	1540	846 %
Soia	446	594	326 %
Canola	1190	223	122 %
Jatrofa	1892	140	77 %
Olio di palma	5950	45	24 %
Microalghe con 30% di olio	58700	4.5	2.5 %
Microalghe con 70% di olio	136900	2	1.1 %

Oltre ad avere un'elevata produttività per ettaro dovuta sia alla capacità di immagazzinare un'elevata percentuale di lipidi, sia all'alta efficienza fotosintetica, le microalghe possiedono un alto tasso di crescita che può consentire la duplicazione della biomassa del sistema in un solo giorno (Caldana, 2012). Per questo motivo la durata della coltivazione è generalmente

breve e permette di gestire processi continui durante tutto l'anno, a differenza delle coltivazioni terrestri che risultano stagionali.

Un ulteriore vantaggio dell'utilizzo delle microalghe è dato dalla minore richiesta di acqua fresca. Questi microorganismi possono infatti crescere in acque reflue o sporche, dalle quali estraggono nutrienti compiendo una parallela azione depurativa. Infine va ricordato che il processo di coltivazione necessita di CO_2 : esso può quindi essere accoppiato ad un impianto esistente in cui l'anidride carbonica è presente come scarto.

1.3. Processo di produzione di biodiesel da microalghe

La trattazione sviluppata nei paragrafi precedenti ha evidenziato l'esistenza di diversi processi finalizzati alla produzione di differenti tipologie di fonti di energia a partire dalle microalghe. Tra i processi proposti, la produzione di biodiesel risulta una delle alternative più promettenti. Il biodiesel è una miscela di esteri alchilici di acidi grassi a lunga catena ottenuta tramite transesterificazione di olii animali o vegetali, principalmente costituiti da trigliceridi. In Figura 1.2 viene riportato lo schema a blocchi di un generico processo per la produzione di biodiesel da microalghe.

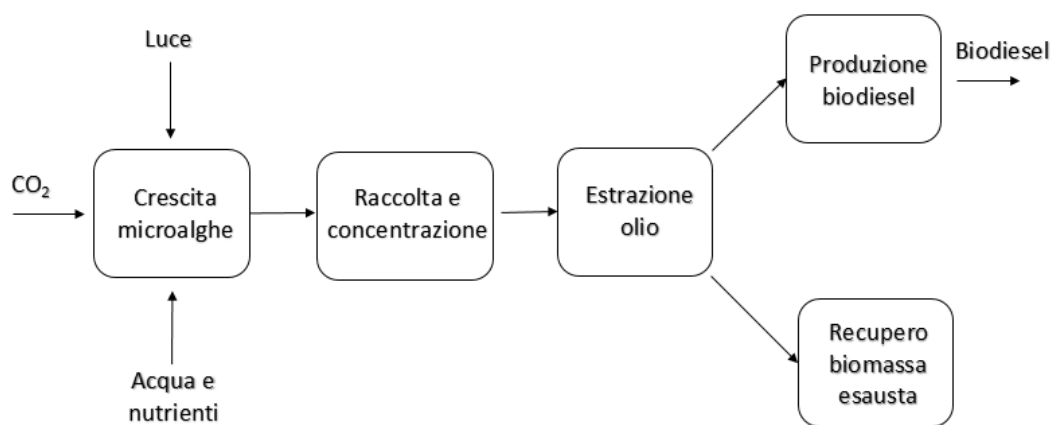


Figura 1.2. Schema a blocchi di un generico processo per la produzione di biodiesel da microalghe (Domenicali, 2013).

È previsto un primo stadio di crescita cellulare (in fotobioreattori o vasche aperte) in cui la cultura viene esposta alla luce solare e coltivata tramite l'alimentazione di acqua contenente i nutrienti necessari (fosforo e azoto) e la solubilizzazione di CO_2 nell'ambiente di reazione.

Nello stadio successivo la biomassa deve essere concentrata per ottenere la percentuale di solidi sospesi necessaria per la seguente fase di estrazione dell'olio. Le tecniche più comuni utilizzate per quest'operazione sono la sedimentazione, la filtrazione e la centrifugazione. Le difficoltà principali di questa parte del processo sono determinate dalle basse concentrazioni generalmente presenti in uscita dal reattore e dalle dimensioni ridotte delle microalghe che

richiedono l'utilizzo di più stadi di separazione in serie al fine di raggiungere valori di concentrazione soddisfacenti per passare alla fase successiva.

Lo stadio successivo è l'estrazione dell'olio dalla biomassa. Questa fase può essere condotta utilizzando differenti tipologie di operazioni, sia chimiche che fisiche. Il metodo più comune è l'estrazione con solvente; questa tecnica presenta infatti il vantaggio di utilizzare solventi con alta selettività e solubilità, ma hanno lo svantaggio di essere costosi e tossici (Lam & Lee, 2012). Durante l'estrazione il solvente organico penetra la parete cellulare, rompendola, e liberando l'olio che si dissolve nel solvente stesso ed esce dall'estrattore. Questa fase liquida viene poi separata tramite *stripping* per riciclare il solvente e ottenere l'olio.

Infine l'olio così ottenuto può essere finalmente trasformato in biodiesel attraverso una reazione di transesterificazione con metanolo che trasforma i trigliceridi in glicerina ed esteri di acidi grassi. Una separazione finale, effettuabile tramite lavaggio con acqua, permette di ottenere il prodotto finale.

1.4. Sistemi per la coltivazione

La coltivazione delle microalghe è una fase del processo produttivo regolata da fenomeni biologici estremamente complessi che rendono l'attività di controllo un'operazione molto delicata. Le microalghe utilizzate nella fase di coltivazione sono infatti altamente sensibili alle variazioni dell'ambiente esterno e necessitano di condizioni specifiche per crescere in modo stabile ed efficiente.

La coltivazione può avvenire in due differenti tipologie di reattore: in vasche aperte (*open pond*) o in fotobioreattori (*PBR*). Le vasche aperte (Figura 1.3) sono sistemi aperti, a diretto contatto con l'atmosfera, soggetti a frequenti variazioni delle condizioni operative e, caratterizzati da bassi costi di costruzione ed esercizio.

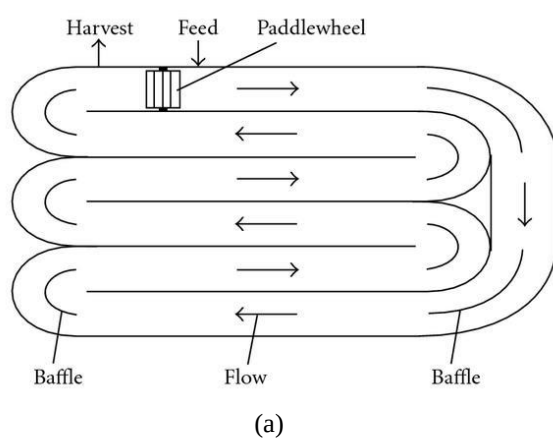


Figura 1.3. Vasca aperta a circuito: (a) schema (Chisti, 2007) (a) e foto di un impianto esistente (b).

Le differenti tipologie di vasche esistenti si distinguono per forma, dimensioni, sistema di mescolamento e inclinazione. I modelli maggiormente diffusi a livello industriale sono le vasche a circuito chiuso (*raceway pond*), in cui l'acqua e la biomassa vengono generalmente movimentate tramite un sistema d'agitazione a pale. Il livello del liquido è comunemente mantenuto tra i 15 e i 30 cm (Caldana, 2012). Profondità inferiori causerebbero infatti problematiche di mescolamento, mentre livelli della vasca eccessivamente alti limiterebbero la penetrazione della luce nelle zone più profonde del reattore, limitandone l'efficienza produttiva. La concentrazione algale è molto bassa, e comporta elevati costi per la separazione dell'acqua dalla biomassa. Nonostante questa tipologia di impianti necessiti di un'area molto più estesa rispetto ai fotobioreattori essi risultano maggiormente economici allo stato attuale. Tuttavia, l'elevata area esposta all'irraggiamento solare rende l'evaporazione una problematica non trascurabile in termini di utilizzo delle risorse idriche.

I fotobioreattori sono sistemi chiusi in cui la crescita cellulare avviene senza contaminazioni con l'ambiente esterno (Figura 1.4). Essi possono essere assumere diverse configurazioni: tubolari o a pannelli orizzontali o verticali. Il diametro dei tubi o lo spessore dei pannelli è dimensionato in maniera da consentire alla radiazione solare di raggiungere il maggior numero possibile di microalghe. La coltura viene fatta circolare dai tubi a una colonna di degasaggio dove si ha l'assorbimento dell'anidride carbonica e il rilascio dell'ossigeno prodotto; infatti all'interno del reattore non è possibile scaricare l'ossigeno generato dalla fotosintesi e, per questo motivo, la possibile lunghezza dei tubi è limitata.

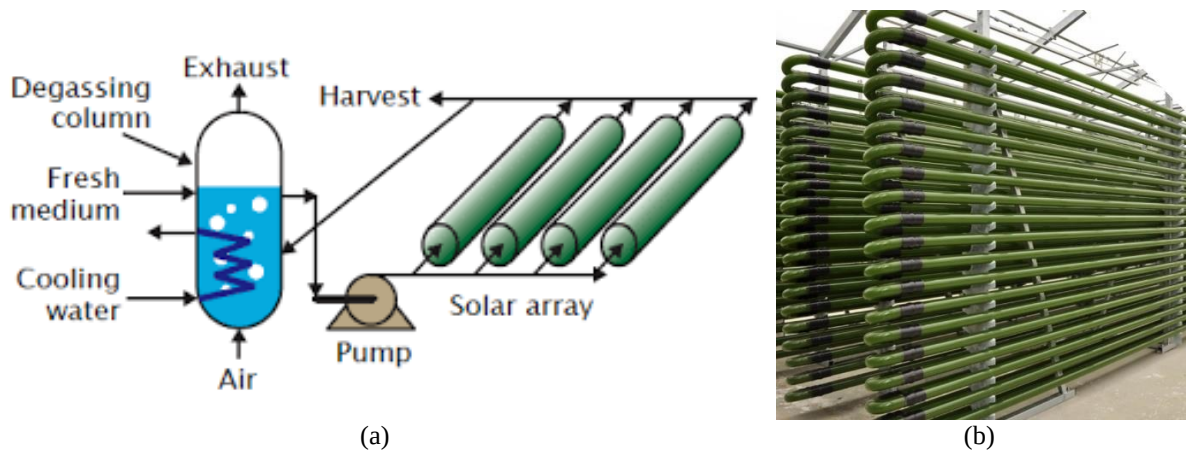


Figura 1.4. Fotobioreattori: (a) Schema con colonna di degasaggio (Johnson & Wen, 2009) e (b) foto di un impianto esistente.

Queste configurazioni permettono un elevato controllo delle condizioni del processo, ma presentano costi molto elevati. Il costo può essere in parte compensato se si considera la riduzione delle spese per la successiva fase di separazione della biomassa, in quanto la concentrazione in uscita dal reattore risulta molto più elevata rispetto alle vasche aperte.

Una recente alternativa, che raccoglie i vantaggi di entrambe le tipologie citate in precedenza, è la vasca chiusa (*closed pond*). Essa è una vasca aperta dotata di una copertura trasparente, tale da impedire interazioni con l'atmosfera. Il costo di questa tipologia di impianti risulta attualmente superiore alla vasca aperta, ma inferiore ai fotobioreattori.

1.5. Fasi critiche del processo su scala industriale

Le elevate produttività teoriche sono per ora solo potenziali dal momento che la produzione di alghe su scala industriale non è ancora competitiva. Molti sono gli aspetti ancora da chiarire, legati a competenze molto diverse, per migliorare le efficienze di coltivazione, raccolta ed estrazione.

I microorganismi fotosintetici si comportano diversamente dai microorganismi generalmente studiati ed utilizzati in biotecnologia. In particolare, la predizione del comportamento dei processi di coltivazione risulta complessa a causa della forte interazione tra biologia, che regola la crescita e la respirazione, e fisica, la quale determina le meccaniche legate a irraggiamento e idrodinamica (Bernard, 2011). La mancanza di procedure affidabili per la modellazione del processo è un aspetto fondamentale che limita la progettazione e lo sviluppo di impianti efficienti ed economicamente sostenibili. Questa problematica è riconducibile alla scarsa conoscenza dei meccanismi fondamentali che regolano il processo e alla grande variabilità intrinseca al sistema che determina incertezza nella progettazione e definizione di procedure di simulazione standardizzate. La disponibilità di modelli finalizzati alla progettazione, lo *scale-up*, l'ottimizzazione e il controllo è pertanto un elemento di importanza critica per lo sviluppo di questo settore.

Inoltre, le microalghe non sono adatte a massimizzare le loro prestazioni in sistemi artificiali come quelli utilizzati nelle produzioni in larga scala. Esse hanno evoluto la loro capacità di modulare l'efficienza fotosintetica attraverso la massimizzazione della capacità di utilizzo della luce, nel caso di radiazione limitante, e tramite la dissipazione di energia in caso di eccesso di luce. Quindi in sistemi artificiali si ha una facile saturazione della fotosintesi negli strati più esterni, di conseguenza la luce in eccesso viene dissipata come calore per evitare danni fotossidativi, utilizzando la luce con bassa efficienza. Inoltre, nei reattori miscelati le cellule sono esposte, di volta in volta, a zone di luce ed ombra. Tale alternanza, se da un lato riduce l'esposizione delle cellule alla luce, dall'altro può risultare maggiormente dannosa rispetto a una illuminazione costante. Il tempo di riattivazione dei sistemi di fotoprotezione potrebbe infatti non essere sufficiente per contrastare cicli luce-ombra a rapida frequenza (Kulheim et al., 2002). Pertanto, al fine di massimizzare il loro potenziale in ambienti artificiali, è necessario un processo preliminare di selezione dei tratti genetici favorevoli (Vejrazka et al., 2011).

Uno dei maggiori punti critici del processo di produzione in termini di sostenibilità economica è la fase di raccolta e concentrazione della biomassa al termine della coltivazione. Infatti la

concentrazione delle microalghe incide per una quota pari al 20-30% dei costi totali di produzione (Molina Grima et al., 2003). La scelta della tecnologia di separazione più opportuna non è scontata e dipende da molteplici fattori legati alla natura dei microorganismi. L'esistenza di molte specie che si differenziano per forma, dimensioni e mobilità complica l'individuazione di una tecnica ottimale universale (Caldana, 2012). Lo sviluppo di nuove tecniche di separazione e l'ottimizzazione di quelle già esistenti diventa quindi un passaggio fondamentale per la commercializzazione e la diffusione di queste risorse rinnovabili.

Un'altra criticità legata alla realizzazione di impianti su larga scala riguarda la fase di coltivazione. Come descritto nel paragrafo precedente, le tecnologie di coltivazione utilizzate presentano dei limiti che devono essere superati per poter arrivare a produzioni industriali sostenibili e vantaggiose. Tra le due tipologie di sistemi di coltivazione i fotobioreattori risultano la soluzione più promettente per il futuro, ma presentano costi non ancora competitivi. Contrariamente, le vasche aperte hanno il vantaggio di essere economicamente più convenienti, ma presentano numerose problematiche legate al controllo del processo a causa della variabilità atmosferica a cui sono esposte. Nel prossimo paragrafo sono descritte nel dettaglio le strategie di controllo proposte in letteratura, punto di partenza da cui è stato sviluppato questo lavoro di Tesi.

1.6. Strategie per il controllo di vasche aperte

Il controllo di un sistema aperto per la coltivazione di microalghe risulta difficoltoso a causa della variazione continua delle variabili di stato, quali la concentrazione di biomassa e la temperatura della vasca, nonché del continuo mutamento delle variabili atmosferiche che influenzano le condizioni di crescita all'interno del reattore. La possibilità di utilizzare un sistema di termostatazione per il controllo della temperatura della vasca di coltivazione è stata analizzata da Domenicali (2013). In questo lavoro viene dimostrato come il costo del capitale e il costo operativo del suddetto sistema di controllo risultino alti e rendano il processo di coltivazione non competitivo in termini economici. L'individuazione di strategie di controllo alternative basate sulla manipolazione di differenti variabili di controllo risulta pertanto un punto chiave fondamentale per rendere la fase di coltivazione economicamente sostenibile.

Un problema ulteriore relativo alla gestione ottimale della fase di crescita delle microalghe è l'alternanza giorno-notte, che rende svantaggiosa la possibilità di operare in continuo con portate costanti, dato che la crescita è nulla durante la notte mentre varia durante le ore di sole. Una possibile strategia di ottimizzazione è stata proposta nel lavoro di Grogard et al. (2014), in cui viene utilizzato il principio di massimo di Pontryagin per identificare le condizioni necessarie al fine di garantire un controllo ottimale in un ambiente soggetto a condizioni periodicamente variabili. Tuttavia, questo metodo è stato sviluppato per un fotobioreattore chiuso e prevede numerose semplificazioni che precludono la possibilità di utilizzare la

strategia di controllo proposta per l'ottimizzazione della coltivazione di microalghe in vasche aperte. La possibilità di utilizzare un controllo predittivo basato su modello è stata proposta da Chachuat et al. (2009). Questa strategia prevede l'utilizzo di un campionamento continuo delle variabili di stato per correggere il *mismatch* tra modello e sistema reale. Nonostante le potenzialità dell'approccio proposto in questo lavoro, esso è limitato dall'elevato costo computazionale richiesto. Il controllo del sistema effettuato tramite la misurazione continua delle variabili di stato (in questo caso la concentrazione di biomassa) è stata proposta anche da Muñoz-Tamayo et al. (2013), il quale applica l'approccio di ottimizzazione proposto da Skogestad (2000), che prevede l'individuazione di una variabile, o di una combinazione di variabili, il cui mantenimento a valori di *set-point* garantisca il mantenimento del sistema a condizioni ottimali. In alternativa a questo approccio, De Luca et al. (2016) hanno proposto un metodo di ottimizzazione basato sulla conoscenza delle condizioni meteorologiche. Questa tecnica è stata implementata su un modello a principi primi per la descrizione della crescita della biomassa (Bernard, 2011) accoppiato a un set di equazioni in grado di descrivere la dinamica della temperatura del reattore (Béchet et al., 2013). Questo approccio permette di calcolare la produttività algale e il comportamento del sistema in funzione delle previsioni meteorologiche. Il risultato finale del lavoro mostra come l'ottimizzazione della produttività di una vasca aperta sia raggiungibile applicando una logica di controllo basata sulla manipolazione delle portate volumetriche di alimentazione e in uscita dalla vasca aperta. La risultante periodicità dell'azione di controllo in termini qualitativi ha consentito inoltre l'individuazione di un set limitato di *rules of thumbs* da poter utilizzare come linee guida per la gestione pratica delle vasche aperte.

1.7. Scopo della tesi

Come evidenziato nei paragrafi precedenti, la produzione di biocarburanti dalle microalghe non risulta ancora economicamente competitiva rispetto alle tecnologie esistenti per la produzione di combustibili fossili. L'ottimizzazione della fase di coltivazione delle microalghe risulta uno dei maggiori colli di bottiglia del processo di produzione non solo a causa della complessità dei fenomeni biologici in gioco, ma anche a causa della variabilità delle condizioni atmosferiche cui il sistema è soggetto. L'attuale lavoro di De Luca et al. (2016) è basato sull'assunzione di dati meteorologici esatti, escludendo l'incertezza legata ai reali elevati errori di previsione delle grandezze meteorologiche implementate nel modello. Questo lavoro di tesi prevede pertanto lo studio di una strategia di controllo che mira non solo ad ottimizzare la produttività di una vasca aperta agendo sulle variabili di controllo (le portate in ingresso di substrato e in uscita di coltura), ma anche a considerare l'impatto dell'errore di previsione dei dati meteorologici sulla produttività reale del sistema. Attraverso l'implementazione dell'errore di previsione sui dati meteorologici estratti è stata valutata la probabilità di ottenere scenari subottimali in termini di

produttività. Per limitare l'impatto negativo dovuto al *mismatch* tra previsioni e condizioni meteorologiche reali sono state proposte tecniche conservative di ottimizzazione al fine di massimizzare la produttività anche nel caso di previsioni fortemente affette da errore.

Capitolo 2

Il modello matematico

In questo capitolo vengono inizialmente presentate le equazioni del modello utilizzato, in particolare i bilanci di materia ed energia. In secondo luogo si descrivono le caratteristiche del sistema analizzato, dettagliando la locazione geografica e i dati meteorologici implementati. Successivamente è presentato il metodo di ottimizzazione proposto e la funzione obiettivo da massimizzare. Infine si descrive la metodologia con cui sono stati inseriti nel modello gli errori di previsione.

2.1 Modello di vasca aperta

In questa Tesi si sono investigate le strategie di controllo ottimali volte a massimizzare la produttività di una vasca aperta per la coltivazione di microalghe. Il modello utilizzato prevede l'accoppiamento di bilanci di materia ed energia a variabili atmosferiche ottenute tramite previsioni metereologiche, al fine di calcolare la produttività di una popolazione di microalghe attraverso modelli a principi primi che descrivono l'effetto della temperatura della vasca e dell'irraggiamento solare sul comportamento del sistema.

2.1.1. Bilanci di materia

La vasca aperta presa in considerazione per questo studio è caratterizzata da un'area di 100 m^2 e una profondità del liquido l_p che può variare tra 0.05 m e 0.5 m . La vasca è alimentata con una portata volumetrica $q_{in} (\text{m}^3 \text{s}^{-1})$ mentre la sospensione di biomassa è estratta dal sistema con una portata volumetrica $q_{out} (\text{m}^3 \text{s}^{-1})$. La dinamica della biomassa nella vasca aperta è pertanto descritta dalla seguente espressione:

$$\frac{d(xV)}{dt} = -xq_{out} + G(\cdot)V - R(\cdot)V, \quad (2.1)$$

dove t rappresenta il tempo (s), x è la concentrazione di biomassa algale (kg m^{-3}), $G(\cdot)$ e $R(\cdot)$ sono rispettivamente il tasso di crescita specifico e il tasso di respirazione ($\text{kg m}^{-3} \text{s}^{-1}$), e V è il volume della vasca. Il volume V non è costante, ma varia nel tempo tramite la seguente equazione:

$$\frac{dV}{dt} = q_{in} - q_{out} + q_r S - \frac{m_e S}{\rho_w}, \quad (2.2)$$

dove S è la superficie della vasca (m^2), ρ_w è la densità della vasca (kg m^{-3} ; assunta uguale alla densità dell'acqua), q_r è il flusso volumetrico dovuto alle precipitazioni (m s^{-1}) e m_e è la portata ponderale causata dall'evaporazione/condensazione ($\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$). Il tasso di crescita specifico $G(\cdot)$ presente nell'equazione (2.1) dipende dalla concentrazione x , dalla temperatura della vasca T_p (K) e dall'irraggiamento solare H_s (W m^{-2}). L'impatto della fotoinibizione sulla produttività è stato trascurato (Bernard, 2011) e la funzione di crescita $G(x, H_s, T_p)$ viene descritta come (Béchet, 2015):

$$G(x, H_s, T_p) = \frac{1}{l_p} \int_0^{l_p} \mu_m(T_p) x \frac{\sigma \eta_H H_s e^{-\sigma x z}}{K_I(T_p) + \sigma \eta_H H_s e^{-\sigma x z}} dz, \quad (2.3)$$

dove μ_m è il massimo tasso di crescita specifica (s^{-1}), σ è il coefficiente di estinzione (definito pari a $120 \text{ m}^2 \text{kg}^{-1}$), η_H è la frazione di radiazione fotosinteticamente attiva (PAR) di luce solare (definita pari a 0.47), z è la profondità locale (m) e K_I è il parametro di metà saturazione (W kg^{-1}). Il tasso di respirazione specifica $R(\cdot)$ presente nell'equazione (2.1) dipende dalla concentrazione di biomassa e dalla temperatura della vasca secondo la correlazione (Béchet, 2015):

$$R(x, T_p) = \lambda_r(T_p) x, \quad (2.4)$$

dove λ_r è il coefficiente di respirazione (s^{-1}). Valori sperimentali di μ_m , λ_r e K_I per la specie algale *Chlorella vulgaris* sono estratti dallo studio di Béchet (2015). Bernard e Remond (2012) hanno dimostrato che la dipendenza del parametro μ_m dalla temperatura può essere rappresentato con la seguente funzione:

$$\mu_m = \mu_{m, \max} \phi_T, \quad (2.5)$$

dove $\mu_{m, \max}$ è il valore massimo di μ_m (s^{-1}) e ϕ_T è definito come segue:

$$\phi_T = \begin{cases} 0 & \text{se } T_p \leq T_{\min} \\ \frac{(T_p - T_{\max})(T_p - T_{\min})^2}{(T_{opt} - T_{\min})[(T_{opt} - T_{\min})(T_p - T_{\min}) - (T_{opt} - T_{\max})(T_{opt} + T_{\min} - 2T_p)]} & \text{se } T_{\min} < T_p \leq T_{\max} \\ 0 & \text{se } T_p > T_{\max} \end{cases}, \quad (2.6)$$

dove $T_{\min}$, T_{opt} e $T_{\max}$ sono rispettivamente la temperatura minima, ottimale e massima per la crescita delle microalghe. λ_r e K_I presentano un andamento simile in funzione della temperatura e sono stati modellati in maniera analoga:

$$K_I = K_{I,\max} \phi_T, \quad (2.7)$$

$$\lambda_r = \lambda_{r,\max} \phi_T, \quad (2.8)$$

Il valore di questi parametri è stato definito da De Luca (2016) attraverso stima parametrica ed è indicato in Tabella 2.1.

Tabella 2.1. Stima parametrica dei parametri di crescita della specie *Chlorella vulgaris* (De Luca, 2016).

Parametro	Definizione fisica	Valore
$T_{\min}$	Temperatura minima di crescita delle alghe	-10.0 (°C)
$T_{\max}$	Temperatura massima di crescita delle alghe	42.1 (°C)
T_{opt}	Temperatura ottimale di crescita delle alghe	35.8 (°C)
$\lambda_{r,\max}$	Coefficiente di respirazione massimo	$2.64 \cdot 10^{-6} \text{ (s}^{-1}\text{)}$
$\mu_{m,\max}$	Coefficiente di crescita specifica massimo	$8.52 \cdot 10^{-6} \text{ (s}^{-1}\text{)}$
$K_{I,\max}$	Parametro di metà saturazione massimo	7192.92 (W kg ⁻¹)

2.1.2. Bilanci di energia

L'andamento della temperatura durante la coltivazione è modellato con un bilancio di energia della vasca espresso in questo modo (Béchet, 2011):

$$\rho_w V c_{p,w} \frac{dT_p}{dt} = Q_{ra,p} + Q_{ra,s} + Q_{ra,a} + Q_{ev} + Q_{conv} + Q_{cond} + Q_i + Q_r, \quad (2.9)$$

dove $c_{p,w}$ è il calore specifico dell'acqua (J kg⁻¹ K⁻¹), $Q_{ra,p}$ è la radiazione uscente dalla superficie della vasca (W), $Q_{ra,s}$ è la radiazione solare totale (W), $Q_{ra,a}$ è la radiazione dall'aria alla vasca (W), Q_{ev} è la portata di energia dovuta all'evaporazione (W), Q_{conv} è la portata di energia dalla superficie della vasca dovuta alla convezione (W), Q_{cond} è la portata di energia dovuta alla conduzione con il terreno (W), Q_i è la portata di energia dovuta alla portata di acqua in ingresso (W), Q_r è la portata di energia dovuta alla portata di pioggia (W). Le equazioni

usate per descrivere queste portate sono ricavate da Béchet (2011). La portata $Q_{ra,p}$ è data dalla legge di Stefan-Boltzmann:

$$Q_{ra,p} = -\varepsilon_w \sigma_{SB} T_p^4 S, \quad (2.10)$$

dove ε_w è l'emissività dell'acqua e σ_{SB} è la costante di Stefan-Boltzmann ($\text{W m}^{-2} \text{K}^{-4}$). La portata di energia associata all'irraggiamento solare $Q_{ra,s}$ è data dalla seguente equazione:

$$Q_{ra,s} = (1 - f_a) H_s S, \quad (2.11)$$

dove f_a è l'efficienza teorica fotosintetica (la frazione di PAR usata durante la fotosintesi). La portata di energia dovuta all'irraggiamento dell'aria $Q_{ra,a}$ è così definita:

$$Q_{ra,a} = \varepsilon_w \varepsilon_a \sigma_{SB} T_a^4 S, \quad (2.12)$$

dove ε_a è l'emissività dell'aria e T_a è la temperatura dell'aria (K). La portata di energia associata all'evaporazione Q_{ev} è così espressa:

$$Q_{ev} = -m_e L_w S, \quad (2.13)$$

dove L_w è il calore latente di evaporazione dell'acqua (J kg^{-1}), e m_e è il tasso di evaporazione ($\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$), calcolato con la seguente equazione:

$$m_e = K \left(\frac{P_w}{T_p} - \frac{RH \cdot P_a}{T_a} \right) \frac{M_w}{R_g}, \quad (2.14)$$

dove K è il coefficiente di trasferimento di massa (m s^{-1}), M_w è il peso molecolare dell'acqua (kg mol^{-1}), R_g è la costante universale dei gas ($\text{Pa m}^3 \text{mol}^{-1} \text{K}^{-1}$), RH è l'umidità relativa dell'aria, P_w e P_a sono, rispettivamente, la pressione di saturazione del vapore (Pa) alle temperature T_p e T_a valutate tramite questa correlazione empirica:

$$P_i = 3385.5 \cdot e^{-8.0929 + 0.97608(T_i + 42.607 - 273.15)^{0.5}}, \quad (2.15)$$

dove i rappresenta aria o acqua. Il coefficiente di trasferimento di massa K presente nell'equazione (2.14) è calcolato tramite le due seguenti correlazioni:

$$Sh = 0.035 Re^{0.8} Sc^{1/3} \text{ per regime di moto turbolento,} \quad (2.16)$$

$$Sh = 0.628Re^{0.5}Sc^{1/3} \text{ per regimi di moto laminare,} \quad (2.17)$$

dove Sh , Re e Sch sono rispettivamente i numeri adimensionali di Sherwood, Reynolds e Schmidt che sono così definiti:

$$Sh = KL/D_{w,a}, \quad (2.18)$$

$$Re = Lv_w/\nu_a, \quad (2.19)$$

$$Sc = \nu_a/D_{w,a}, \quad (2.20)$$

dove L è la lunghezza caratteristica della vasca (m), $D_{w,a}$ è il coefficiente di diffusione del vapore acqueo in aria ($m^2 s^{-1}$), v_w è la velocità del vento ($m s^{-1}$), ν_a è la viscosità cinematica dell'aria ($m^2 s^{-1}$). La portata di energia associata alla convezione Q_{conv} è calcolata con la seguente espressione:

$$Q_{conv} = h_{conv}(T_a - T_p)S, \quad (2.21)$$

dove il coefficiente di scambio termico h_{conv} ($W m^{-2} K^{-1}$) viene calcolato tramite le seguenti correlazioni:

$$Nu = 0.035Re^{0.8}Pr^{1/3} \text{ per regime di moto turbolento,} \quad (2.22)$$

$$Nu = 0.628Re^{0.5}Pr^{1/3} \text{ per regimi di moto laminare,} \quad (2.23)$$

dove Nu e Pr sono rispettivamente i numeri adimensionali di Nusselt e Prandtl, definiti come:

$$Nu = h_{conv}L/\lambda_a, \quad (2.24)$$

$$Pr = \nu_a/\alpha_a, \quad (2.25)$$

dove λ_a è la conduttività termica dell'aria ($W m^{-1} K^{-1}$), mentre α_a è la diffusività termica dell'aria ($m^2 s^{-1}$). La velocità del vento viene misurata dalle stazioni metereologiche ad una certa altezza z_0 (m) che risulta diversa dall'altezza a cui necessario sapere il valore di v_w per le correlazioni precedentemente descritte (0.5 m). La conversione di v_w dall'altezza z_0 a quella necessaria di 0.5 m è effettuata tramite la seguente equazione:

$$v_w = v_0 \left(\frac{z}{z_0} \right)^\alpha, \quad (2.26)$$

dove v_0 è la velocità del vento all'altezza z_0 e α è l'esponente della legge di potenza. L'equazione utilizzata per descrivere la portata di energia data dalla conduzione tra il fondo della vasca e il terreno Q_{cond} è basata sulla legge di Fourier:

$$Q_{cond} = k_s S \frac{dT_s}{dz}(z=0), \quad (2.27)$$

dove k_s è la conduttività termica del suolo ($W m^{-1} K^{-1}$) e T_s viene calcolato tramite la seguente equazione:

$$c_{p,s} \rho_s \frac{dT_s}{dt}(z,t) = k_s \frac{d^2 T_s}{dz^2}(z,t), \quad (2.28)$$

con le relative condizioni al contorno:

$$T_s(t, z=0) = T_p(t) \quad (2.29)$$

$$T_s(t, z=l_{s,ref}) = T_{s,ref} \quad (2.30)$$

$$\frac{d^2 T_s}{dz^2}(t=0) = 0 \quad (2.31)$$

dove $c_{p,s}$ è il calore specifico del suolo ($J kg^{-1} K^{-1}$), ρ_s è la densità del suolo ($kg m^{-3}$) e $T_{s,ref}$ rappresenta la temperatura del suolo (K) alla profondità di riferimento $l_{s,ref}$. La portata di energia associata all'ingresso di acqua Q_i viene calcolata come segue:

$$Q_i = \rho_w c_{p,w} q_{in} (T_{in} - T_p), \quad (2.32)$$

dove T_{in} è la temperatura dell'acqua in ingresso (K), considerata costante nelle simulazioni e pari alla media della temperatura dell'aria nel periodo di tempo simulato. Infine, la portata di energia associata alla pioggia Q_r è descritta dalla seguente equazione:

$$Q_r = \rho_w c_{p,w} q_r (T_a - T_p) S. \quad (2.33)$$

I valori dei parametri utilizzati nel bilancio di energia sono derivati dallo studio di B  chet (2011).

L'irraggiamento solare H_s non   ricavato direttamente da previsioni metereologiche, ma viene calcolato utilizzando dati di nuvolosit  CC , utilizzandola correlazione di Kasten e Czeplak (Marthews 2012):

$$H_s = \begin{cases} 0 & \text{se } \omega < -\omega_s \text{ o } \omega > \omega_s \\ \frac{H_c(4 - 3(CC/8)^{3.4})}{4} & \text{se } -\omega_s \leq \omega \leq \omega_s \end{cases}, \quad (2.34)$$

dove CC   il valore di nuvolosit  espresso in okta (che pu  avere valori da 0 a 8), H_c   l'irraggiamento totale in assenza di nuvole (W m^{-2}), ω   l'angolo orario che varia tra $-\pi$ e π nelle 24 ore del giorno, mentre $-\omega_s$ e ω_s rappresentano i valori di angolo orario all'alba e al tramonto. Per calcolare ω_s viene utilizzata la seguente espressione:

$$\cos \omega_s = -\tan \delta \tan \varphi, \quad (2.35)$$

dove φ   la latitudine e δ   la declinazione solare che viene calcolata utilizzando l'equazione proposta da Duffie (1991):

$$\delta = 23.45 \frac{\pi}{180} \sin \left(2\pi \frac{284 + N}{365} \right), \quad (2.36)$$

dove N   il giorno dell'anno (con $N=1$ per il primo giorno di gennaio). L'irraggiamento totale in assenza di nuvole H_c   dato dalla seguente correlazione (Duffie, 1991):

$$H_c = H_{d,c} + H_{D,c} = (\tau_{d,c} + \tau_{D,c})H_0, \quad (2.37)$$

dove $\tau_{d,c}$ e $\tau_{D,c}$ sono cos  definiti:

$$\tau_{d,c} = H_{d,c} / H_0, \quad (2.38)$$

$$\tau_{D,c} = H_{D,c} / H_0, \quad (2.39)$$

dove $H_{d,c}$ e $H_{D,c}$ sono, rispettivamente, la componente diffusiva e diretta dell'irraggiamento totale in assenza di nuvole (W m^{-2}). La variabile H_0 indica la quantit  di radiazione solare che raggiunge la superficie esterna dell'atmosfera nel luogo considerato (W m^{-2}), ed   calcolata con la correlazione di Duffie (1991):

$$H_0 = I_{sc} \left(1 + 0.033 \cos \frac{360N}{365} \right) \cos \theta_z, \quad (2.40)$$

dove I_{sc} è la costante solare (1367 W m^{-2}) e θ_z è l'angolo di zenith, l'angolo tra l'asse verticale nel luogo considerato e la direzione dei raggi solari, ottenuto da questa equazione:

$$\cos \theta_z = \sin \delta \sin \varphi + \cos \varphi \cos \delta \cos \omega. \quad (2.41)$$

La variabile $\tau_{D,c}$ viene calcolato con la seguente espressione (Marthews 2012):

$$\tau_{D,c} = \exp(-\gamma T_{LK} A), \quad (2.42)$$

dove T_{LK} un coefficiente empirico, pari a 2.74, e γ è così definito:

$$\gamma = \frac{1}{9.4 + 0.9A}, \quad (2.43)$$

dove A è la massa d'aria corretta in base alla pressione, ottenuta da questa equazione:

$$A = \frac{1}{\cos \theta_z + 0.50572 \left(96.07995 - \theta_z \frac{180}{\pi} \right)^{-1.6364}}. \quad (2.44)$$

La variabile $\tau_{d,c}$ viene invece calcolata con la correlazione di Erbs (Duffie, 1991):

$$K_d = \begin{cases} 1.0 - 0.09k_T & \text{se } k_T \leq 0.22 \\ 0.9511 - 0.1604k_T + 4.388k_T^2 - 16.638k_T^3 + 12.336k_T^4 & \text{se } 0.22 < k_T \leq 0.8 \\ 0.16527 & \text{se } k_T > 0.8 \end{cases}, \quad (2.45)$$

dove le variabili K_d e k_T sono definite come:

$$K_d = \frac{\tau_{d,c}}{(\tau_{d,c} + \tau_{D,c})}, \quad (2.46)$$

$$k_T = \tau_{d,c} + \tau_{D,c}. \quad (2.47)$$

2.2. Rappresentazione dei dati metereologici

Tutte le simulazioni e le ottimizzazioni implementate in questo lavoro di Tesi sono state effettuate su dati relativi a Nizza e riferiti alla prima settimana di quattro mesi dell'anno 2012: gennaio, marzo, giugno e luglio. I dati metereologici utilizzati nel modello sono: l'umidità relativa RH , la temperatura dell'aria T_a , la nuvolosità del cielo CC , il flusso di pioggia q_r e la velocità del vento v_w . Il set di dati è stato estratto dal sito ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecast). Esso consiste in un set di dati ricavati a distanza di 6 ore l'uno dall'altro. Per questo motivo i dati sono stati interpolati linearmente ottenendo valori continui di ciascuna variabile metereologica. Le condizioni iniziali della simulazione sono definite come segue:

- $T_p|_{t=0} = \frac{\sum_0^\tau T_a}{\tau},$
- $x|_{t=0} = 0.4 \text{ (kg m}^{-3}\text{)},$
- $l_p|_{t=0} = 0.3 \text{ m},$

dove τ è la durata della simulazione.

2.3. Ottimizzazione del sistema di coltivazione

Le attività di simulazione e ottimizzazione sono state implementate tramite il software gPROMS[®] utilizzando il risolutore NPLSQR. La funzione obiettivo da massimizzare è un'espressione della produttività netta del sistema:

$$F_{ob} = P_{net} = \int_0^\tau (G(x, H_s, T_p) - R(x, T_p)) V dt. \quad (2.48)$$

La funzione obiettivo proposta è l'integrale temporale della differenza tra crescita e respirazione durante il periodo di coltivazione. Il livello della vasca (compreso tra 0.05 m e 0.5 m) è controllato attraverso la manipolazione della portata volumetrica in ingresso q_{in} e dalla portata volumetrica in uscita dal reattore q_{out} , le quali sono descritte come *piecewise constant variables*.

2.3.1. Ottimizzazione con backoff

Nel lavoro di Tesi presentato sono state utilizzate tecniche di ottimizzazione avanzate, utilizzando dei *backoff* (Galvanin, 2010). L'utilizzo di un approccio con *backoff* nell'ottimizzazione permette di tenere conto degli errori di stima parametrica (in questo caso

l'incertezza associata ai cinque dati metereologici estratti) ed evitare, per un assegnato grado di confidenza, che il *mismatch* parametrico porti il valore di variabili critiche oltre i limiti consentiti. In questo lavoro il *backoff* viene applicato alla temperatura della vasca aperta per evitare il superamento della temperatura massima $T_{\max}$ e la conseguente morte delle microalghe. L'implementazione di questo approccio è stata effettuata calcolando la differenza tra la temperatura della vasca aperta del caso ideale $T_{p,ideal}$ (cioè in assenza di errori di previsione) e la temperatura della vasca aperta di un processo con errore $T_{p,\sigma}$:

$$\beta = T_{p,\sigma} - T_{p,ideal}, \quad (2.49)$$

dove β è il vettore di *backoff*. In questo studio la variabile $T_{p,\sigma}$ è stata definita in due modi diversi: i) come valore massimo assunto da $T_{p,\sigma}$ in seguito a una simulazione stocastica di 20 scenari per i quali le previsioni di nuvolosità e temperatura dell'aria sono state ottenute aggiungendo ai valori estratti dal sito ECMWF un errore casuale generato da una distribuzione normale di media 0 e deviazione standard σ ; ii) come valore assunto da $T_{p,\sigma}$ in seguito all'aggiunta di un errore pari a 2σ e 3σ alla nuvolosità e alla temperatura dell'aria, dove σ è la deviazione standard degli errori di previsione. Dalla definizione di *backoff* è possibile calcolare il vincolo dinamico C applicato all'ottimizzazione:

$$C = T_{\max} - \beta. \quad (2.50)$$

L'utilizzo della funzione obiettivo definita nell'equazione (2.46) comporta elevate difficoltà in termini di convergenza nel caso di ottimizzazioni con *backoff*, in quanto l'ottimizzatore tende a portare il sistema a valori di produttività progressivamente maggiori per massimizzare la funzione obiettivo, forzando tuttavia il vincolo dinamico imposto sulla temperatura T_p . Il superamento del vincolo imposto con approccio *backoff* causa pertanto uno stallo dell'ottimizzazione, con conseguente interruzione. Per questo motivo la funzione obiettivo è stata modificata in modo tale da diminuire al superamento del vincolo, ed è così definita:

$$F_{ob} = P_{net} - \frac{\ln(D+1)}{10 \ln(10)} \quad (2.51)$$

$$D = \int_0^{\tau} (\max(T_{p,ideal} - C, 0)) dt \quad (2.52)$$

dove D è l'integrale del superamento del vincolo. Nella funzione obiettivo il termine D è inserito all'interno di un logaritmo, questo permette di avere, per ogni valore di t , un valore di

D non trascurabile, ma mai superiore alla produttività (per evitare valori negativi). Questa formulazione permette di ottenere, al superamento del vincolo, dei valori della funzione obiettivo inferiori al massimo e quindi evitare che l'ottimizzatore raggiunga condizioni caratterizzate da temperature troppo elevate che provocano l'interruzione della simulazione.

2.4. Simulazione stocastica

Per analizzare l'effetto degli errori di previsione sul processo ottimizzato sono state effettuate delle simulazioni stocastiche. Esse prevedono la simulazione di 200 diversi scenari, ottenuti tramite l'aggiunta di un errore ai dati meteorologici (estratti da ECMWF), generato casualmente da una distribuzione normale di media 0 e deviazione standard σ . La simulazione stocastica permette di determinare il numero di scenari in cui si ha il superamento della temperatura massima e definire una funzione di densità di probabilità della produttività.

2.5. Simulazione degli errori di previsione

L'accurata simulazione dell'incertezza delle previsioni è un aspetto fondamentale per effettuare simulazioni stocastiche e per la determinazione di una efficace strategia di controllo tramite ottimizzazione con backoff.

2.5.1. Errore di previsione della nuvolosità

La deviazione standard dell'errore di previsione sulla nuvolosità è estremamente variabile e dipende da diversi fattori, i principali sono il valore della previsione stessa, la posizione geografica e la finestra temporale di previsione. Sono state effettuate simulazioni stocastiche sia con errore sulla nuvolosità approssimato a σ costante, che con σ variabile.

2.5.1.1. Errore con σ costante

Un valore costante di σ dell'incertezza reale delle previsioni sulla nuvolosità si può ricavare dal report di valutazione annuale del ECMWF (Haiden et al., 2014) che riporta il grafico della deviazione standard dell'errore di misura in funzione del periodo dell'anno, per previsioni che coprono rispettivamente 60 e 72 ore, ed è fissato a 3 okta. L'utilizzo di una σ costante è una assunzione approssimativa che non tiene conto della dipendenza da altri fattori.

2.5.1.2. Errore con σ variabile

L'implementazione di una σ variabile nelle previsioni di nuvolosità risulta essenziale per una simulazione accurata dell'incertezza dei dati meteorologici. Data la carenza di analisi dettagliate sulla quantificazione dell'errore nelle previsioni di nuvolosità, è stato utilizzato un metodo relativo alle previsioni dell'irraggiamento solare. Lo studio di Lorenz et al. (2009a)

propone un metodo per la stima dell'incertezza di previsione di irraggiamento solare a partire da dati estratti dall'ECMWF. La deviazione standard σ_{H_s} viene ottenuta da un polinomio di quarto grado nelle variabili $\cos\theta_z$ e kt^* . La variabile kt^* indica la frazione di luce solare lasciata passare dalle nuvole, ed è così definita:

$$kt^* = \frac{4 - 3(CC/8)^{3.4}}{4}. \quad (2.53)$$

Risulta dispendioso effettuare un'analisi su dati relativi all'area di Nizza per ricavare un polinomio di quarto grado che possa fornire un errore standard geograficamente corretto. Per questo motivo è stato utilizzato un polinomio derivante da quello formulato da Lorenz et al. (2009a), analizzando in modo approssimato il grafico presente relativo all'incertezza e riproducendolo tramite lo strumento di *curve fitting* di MATLAB. La funzione risultante è stata scalata di un valore +2 in quanto l'irraggiamento massimo relativo al mese di luglio 2012 a Nizza è il doppio rispetto al caso analizzato in Germania nell'articolo, ed è qui riportata:

$$\begin{aligned} \sigma_{H_s} = & 2 \cdot (8.455 - 138.6 \cos \theta_z - 231 kt^* + 1127 \cos^2 \theta_z + 123.5 kt^* \cos \theta_z + \\ & + 1315 kt^{*2} - 2381 \cos^3 \theta_z + 290.8 kt^* \cos^2 \theta_z + 570.8 kt^{*2} \cos \theta_z + \\ & - 2154 kt^{*3} + 1583 \cos^4 \theta_z - 306.5 kt^* \cos^3 \theta_z + 64.47 kt^{*2} \cos^2 \theta_z + \\ & - 735.2 kt^{*3} \cos \theta_z + 1074 kt^{*4}) \end{aligned} \quad (2.54)$$

La deviazione standard così ottenuta σ_{H_s} è utilizzata per ottenere una distribuzione normale dalla quale sono ottenuti casualmente i valori di errore dell'irraggiamento, i quali sono poi sommati all'irraggiamento calcolato nel modello dai dati di nuvolosità. Infine è stata inserita una correzione per limitare i valori di irraggiamento risultanti e fornire risultati fisicamente accettabili. Il limite superiore è calcolato come l'irraggiamento in caso di assenza di nubi, mentre il limite inferiore come caso in cui il cielo è completamente nuvoloso.

2.5.2. Errore di previsione della temperatura dell'aria

La temperatura dell'aria è il secondo dato meteorologico più influente sulla produttività e sulla temperatura della vasca aperta. Si assume che l'errore ad essa associato abbia deviazione standard σ_{T_a} costante. Nel report di valutazione di ECMWF (Haiden et al., 2014) è presente un valore medio di errore per una previsione di tre giorni della temperatura dell'aria, il quale oscilla tra 2 e 3 K in funzione di periodo dell'anno, con un valore più basso in estate. È disponibile anche un report dell'aeronautica militare italiana riguardo alle previsioni di ECMWF riguardanti l'Italia (Vocino & Celozzi, 2015), nel periodo estivo l'errore standard risulta circa 2.5 K per i primi giorni di previsione e raggiunge un valore di 3 K per una previsione di cinque

giorni. Si è deciso di utilizzare un valore di 2.5 K come deviazione standard dell'errore sulla previsione di temperatura dell'aria.

L'errore implementato in questo modo non tiene conto della capacità termica dell'aria. La formulazione proposta per il calcolo dell'incertezza prevede di calcolare l'errore della i -esima previsione come media tra l'errore della misura precedente e un contributo d'errore generato casualmente:

$$\varepsilon_{T_a,i} = \frac{\varepsilon_{T_a,i-1} + \varepsilon_{rnd,i}}{2} \quad (2.55)$$

dove $\varepsilon_{T_a,i}$ è l'errore della i -esima misura di temperatura dell'aria, $\varepsilon_{T_a,i-1}$ è l'errore della misura precedente e $\varepsilon_{rnd,i}$ è un valore ottenuto casualmente da una distribuzione normale con deviazione standard 3.5 K e media 0 K. Utilizzando questa formulazione gli errori generati presentano una distribuzione con una σ minore. Per risolvere questo problema viene utilizzata una deviazione standard pari a 3.5 K (invece che 2.5 K) per la generazione di $\varepsilon_{rnd,i}$, permettendo di ottenere una σ_{T_a} finale di circa 2.5 K come da letteratura.

Capitolo 3

Impatto dell'incertezza delle previsioni meteorologiche sul processo

In questo capitolo è analizzato l'effetto della presenza di errori nelle previsioni meteorologiche sul processo di coltivazione ottimizzato. In primo luogo viene studiato l'impatto di variazioni percentuali ai profili dei cinque diversi dati meteorologici, al fine di osservare come risponde la produttività settimanale. In seguito è studiato in dettaglio l'effetto di diverse tipologie di errore di previsione della nuvolosità. Successivamente, attraverso simulazioni stocastiche, sono state ottenute informazioni sulla distribuzione della produttività e sulla probabilità che la temperatura della vasca aperta superi il valore massimo.

3.1. Analisi preliminare dell'impatto dell'errore di previsione

In questo paragrafo è presentata un'analisi preliminare condotta al fine di valutare l'effetto dell'errore di previsione sulla produttività. L'errore di previsione è stato applicato a tutti i cinque diversi dati meteorologici utilizzati nel modello: umidità (RH), nuvolosità (CC), precipitazioni (q_r), temperatura dell'aria (T_a), velocità del vento (v_w). Queste variabili sono implementate nei bilanci di energia e di materia del modello: per esempio, l'umidità influenza il tasso di evaporazione, mentre la nuvolosità determina l'irraggiamento solare, il quale incide sulla temperatura della vasca aperta e, conseguentemente, sulla crescita delle microalghe. Le precipitazioni influenzano la temperatura ed il volume della vasca aperta, mentre la temperatura dell'aria determina i flussi di calore generati per irraggiamento e convezione, oltre ad avere effetto sul tasso di evaporazione. Infine, la velocità del vento incide sui meccanismi di scambio termico per convezione ed evaporazione.

Per la creazione di dati affetti da errore sono stati considerati i profili temporali dei cinque dati meteorologici sopra descritti ed è stata inserita una variazione percentuale del +10%, -10%, +50% e -50% rispetto al valore reale estratto dal ECMWF. Si precisa che l'incremento percentuale della temperatura è stato apportato sul valore in gradi °C (invece che K), in modo da ottenere variazioni più conformi a quanto fisicamente realizzabile. È stato implementato un vincolo sul massimo valore raggiungibile per umidità e nuvolosità (rispettivamente 100% e 8 okta) al fine di evitare risultati privi di significato fisico. Si ricorda, infine, che con questo metodo sono stati incrementati solamente i picchi già esistenti, ma non è stato possibile generare

profili alterati nel caso di profili predetti nulli. In altre parole, a titolo esemplificativo, è stato possibile aumentare la quantità di pioggia in caso di pioggia prevista, ma non la frequenza di precipitazioni. Non sono state effettuate simulazioni in cui vengono alterati due o più dati contemporaneamente.

I profili assunti dalle variabili di controllo del processo (q_{in} e q_{out}) in questa analisi coincidono con i valori derivanti dall'ottimizzazione effettuata a partire dai dati meteorologici considerati esatti (caso base).

Queste simulazioni sono state effettuate per la durata di una settimana (per la precisione 7.5 giorni) nei mesi di gennaio, marzo e luglio dell'anno 2012 a Nizza, al fine di analizzare l'effetto dell'incertezza delle previsioni sulla produttività in diversi periodi dell'anno.

3.1.1. Analisi del mese di gennaio

Nella settimana di gennaio selezionata si osserva un'oscillazione della temperatura dell'aria tra 0 e 10 °C, ed è presente un'elevata nuvolosità nel secondo e quinto giorno, con precipitazioni solo nel secondo giorno. In Appendice A sono riportati i profili temporali dei dati meteorologici del caso base e le variazioni percentuali effettuate (Figura A.1), inoltre si possono osservare i profili temporali di produttività conseguenti alle alterazioni (Figura A.2).

Le variazioni percentuali della produttività settimanale, dovute agli incrementi e decrementi dei profili meteorologici, sono riassunte in Tabella 3.1.

Tabella 3.1. *Produttività settimanale (7.5 giorni) del caso base e variazioni percentuali della stessa in funzione di incrementi o decrementi percentuali dei profili di umidità, nuvolosità, precipitazioni, temperatura dell'aria e velocità del vento per il mese di gennaio.*

Produttività caso base gennaio 5.46 kg				
Alterazione percentuale del dato meteorologico	-50%	-10%	+10%	+50%
Umidità (RH)	-4.85 %	-0.93 %	+0.90 %	+3.61 %
Nuvolosità (CC)	+10.11 %	+3.53 %	-2.05 %	-5.34 %
Precipitazioni (q_r)	+0.55 %	+0.11 %	-0.11 %	-0.54 %
Temperatura (T_a)	-7.49 %	-1.46 %	+1.44 %	+6.95 %
Vento (v_w)	+2.93 %	+0.50 %	-0.47 %	-2.10 %

Nuvolosità, temperatura, umidità e velocità del vento presentano effetti significativi sulla produttività. Le precipitazioni influiscono in maniera meno significativa, ma questo risultato

può essere legato al basso valore presente nel caso base e alle conseguenti basse variazioni implementate.

3.1.2. Analisi del mese di marzo

Nella settimana analizzata del mese di marzo si osserva che la temperatura dell'aria varia tra 0 e 10 °C, come per il mese di gennaio, e che è presente un'elevata nuvolosità nella seconda metà della settimana, con precipitazioni dal quinto al sesto giorno. In Appendice A sono riportati i profili temporali dei dati meteorologici del caso base e le variazioni percentuali effettuate (Figura A.3), inoltre si possono osservare i profili temporali di produttività conseguenti alle alterazioni (Figura A.4).

Le variazioni percentuali della produttività settimanale, dovute agli incrementi e decrementi a profili dei dati meteorologici, sono riassunte in Tabella 3.2.

Tabella 3.2. *Produttività settimanale (7.5 giorni) del caso base e variazioni percentuali della stessa in funzione di incrementi o decrementi percentuali dei profili di umidità, nuvolosità, precipitazioni, temperatura dell'aria e velocità del vento per il mese di marzo.*

Produttività caso base gennaio 13.05 kg				
Alterazione percentuale del dato meteorologico	-50%	-10%	+10%	+50%
Umidità (RH)	-2.94 %	-0.57 %	+0.55 %	+2.16 %
Nuvolosità (CC)	+17.53 %	+6.01 %	-2.13 %	-4.99 %
Precipitazioni (q_r)	+0.95 %	+0.18 %	-0.18 %	-0.87 %
Temperatura (T_a)	-4.41 %	-0.86 %	+0.85 %	+4.16 %
Vento (v_w)	+6.30 %	+1.09 %	-0.97 %	-3.96 %

Dall'analisi dei risultati ottenuti emerge che le precipitazioni sono la variabile meteorologica che influisce in maniera minore sulla produttività. Umidità, temperatura e velocità del vento hanno un effetto minore rispetto alla nuvolosità, ma comunque significativo. La nuvolosità è la variabile con il maggior impatto sulla produttività, infatti una diminuzione della nuvolosità porta ad un notevole incremento della produttività. Analizzando i profili temporali della produttività in funzione delle alterazioni sulla nuvolosità (Figura A.4b in Appendice A) si può notare come non ci sia nessuna variazione nella prima metà della settimana, in cui è presente un valore pressoché nullo di nuvolosità (Figura A.3b in Appendice A); mentre nella seconda metà sono presenti elevati scostamenti rispetto al caso base. Si vuole inoltre analizzare il diverso effetto di incrementi e decrementi percentuali al profilo di nuvolosità sulla produttività presenti in Tabella 3.2, in cui si osserva che una riduzione del 50% porta ad un incremento della

produzione del 17.53%, mentre un aumento dello stesso valore causa una perdita solo del 4.99%. Questo effetto è dovuto alla posizione del profilo di nuvolosità nella seconda metà della settimana, il quale è molto vicino al valore massimo di 8 okta. Per questo motivo un incremento teorico del 50% porterà ad una piccola variazione del profilo reale, mentre una riduzione del 50% avrà un effetto molto più significativo.

3.1.3. Analisi del mese di luglio

Nella settimana presa di luglio selezionata si osserva un'oscillazione della temperatura dell'aria tra 20 e 25 °C circa, è presente un'elevata nuvolosità con qualche precipitazione nel primo e nel quarto giorno. In Appendice A sono riportati i profili temporali dei dati meteorologici del caso base e le variazioni percentuali effettuate (Figura A.5), inoltre si possono osservare i profili temporali di produttività conseguenti alle alterazioni (Figura A.6).

Le variazioni percentuali della produttività settimanale dovute agli incrementi e decrementi apportati ai profili dei dati meteorologici reali sono riassunte in Tabella 3.3.

Tabella 3.3. *Produttività settimanale (7.5 giorni) del caso base e variazioni percentuali della stessa in funzione di incrementi o decrementi percentuali dei profili di umidità, nuvolosità, precipitazioni, temperatura dell'aria e velocità del vento per il mese di luglio.*

Produttività caso base gennaio 37.26 kg				
Alterazione percentuale del dato meteorologico	-50%	-10%	+10%	+50%
Umidità (RH)	-0.56 %	-0.09 %	+0.068 %	+0.15 %
Nuvolosità (CC)	-8.64 %	+2.26 %	-2.259 %	-6.63 %
Precipitazioni (q_r)	-0.28 %	-0.01 %	-0.01 %	-0.21 %
Temperatura (T_a)	-3.91 %	-0.48 %	+0.221 %	-5.59 %
Vento (v_w)	-0.79 %	+0.02 %	-0.15 %	-1.20 %

Si può notare come, a luglio, umidità, precipitazioni e velocità del vento influenzino la produttività in modo minore rispetto agli altri mesi analizzati. Diversamente, temperatura e nuvolosità presentano un effetto più significativo. Inoltre viene osservato che, per tutti gli input eccetto le precipitazioni, sia incrementi che decrementi del 50% portano ad una riduzione della produttività. Questo fenomeno è dovuto all'ottimizzazione effettuata sui dati non alterati: la strategia di controllo implementata permette al sistema di operare alla temperatura ottimale, ma, in caso di condizioni atmosferiche differenti da quelle su cui si è basata l'ottimizzazione (anche se teoricamente migliori), la temperatura della vasca risulta non ottimale e la produttività diminuisce. In mesi più freddi, come gennaio e marzo, non avviene questo comportamento

perché le basse temperature e il basso irraggiamento non permettono di raggiungere la temperatura ottimale, quindi condizioni più favorevoli portano sempre a temperature più alte che forniscono una produttività superiore.

Uno scenario singolare si presenta con la riduzione del 50% dei valori di nuvolosità, dove si osservano tratti orizzontali nella curva di produttività e una netta riduzione del valore finale, come si può osservare in Figura A.6b in Appendice A. L'analisi dettagliata di questo comportamento è affrontata nel paragrafo successivo.

3.1.4 Analisi della temperatura della vasca aperta per variazioni di nuvolosità

Nel paragrafo precedente è stato osservato come, nel mese di luglio, la riduzione della nuvolosità rispetto al caso base abbia portato a una produttività sensibilmente minore, diversamente da quanto logicamente intuibile. Questo comportamento è spiegabile analizzando il profilo delle portate in ingresso e in uscita generate dall'ottimizzazione del caso base. In Figura 3.1 si può notare che nel primo e nel quarto giorno si hanno picchi più bassi e con area minore per le portate in ingresso (Figura 3.1a) e un abbassamento, anche se meno marcata, dei picchi delle portate in uscita (Figura 3.1b).

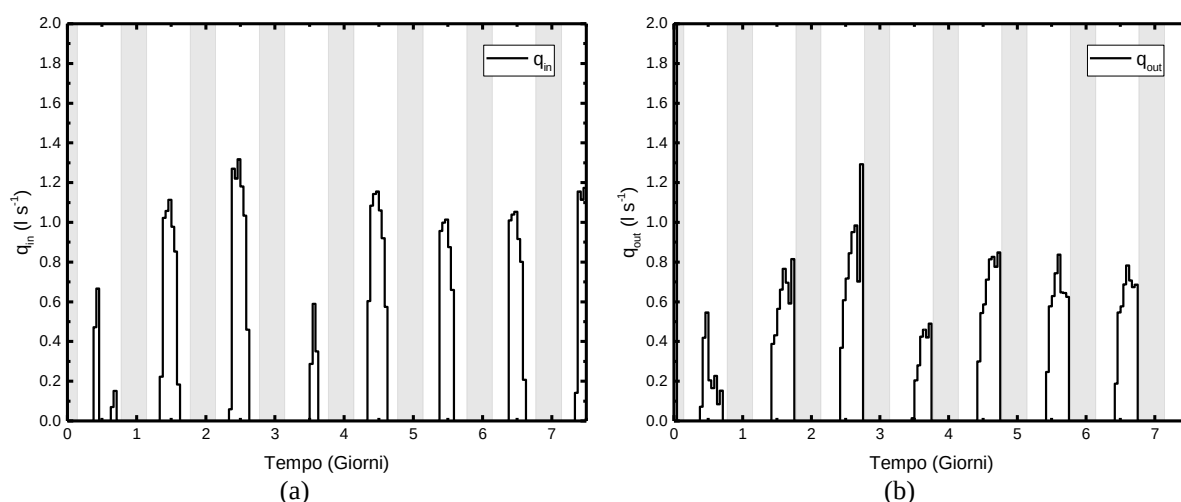


Figura 3.1. Profili di: (a) portate in ingresso e (b) in uscita risultanti dall'ottimizzazione del caso base (con i dati meteorologici reali) nel mese di luglio.

Una portata in ingresso inferiore alla portata in uscita causa una diminuzione del livello della vasca, questo per ridurre il volume, quindi la capacità termica, e di conseguenza favorire un innalzamento della temperatura. Questa misura è necessaria perché la presenza di un'elevata nuvolosità (Figura 3.2a) porta ad un minore irraggiamento solare; il sistema è ottimizzato in modo da diminuire la capacità termica abbassando il livello e permettere alla vasca di raggiungere la temperatura ottimale nonostante il minore irraggiamento. Va inoltre specificato

che la portata in uscita in questi due giorni risulta minore per mantenere il tempo di permanenza simile agli altri giorni, infatti una riduzione del livello porterebbe a minori tempi di permanenza se la portata restasse uguale.

Nel caso di una diminuzione marcata della nuvolosità (come nel caso -50% presente in Figura 3.2a) le variabili di controllo non risultano più ottimizzate per le condizioni meteorologiche alterate; ne consegue che la temperatura della vasca aperta sale eccessivamente (Figura 3.2b), supera la temperatura massima a cui possono sopravvivere le microalghe (pari a circa 42°C) con conseguente morte dei microorganismi presenti nel processo e blocco della produzione.

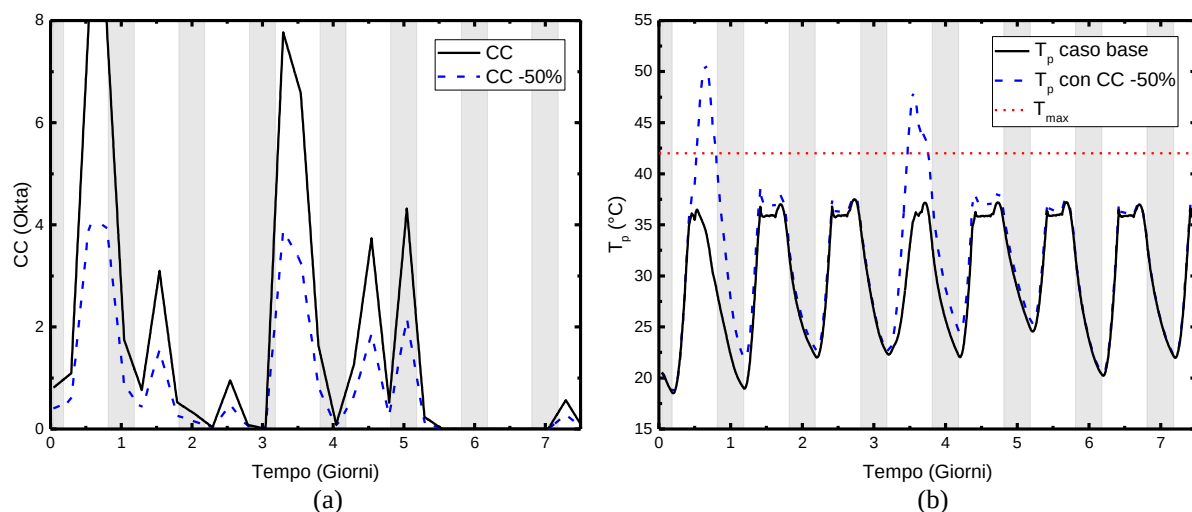


Figura 3.2. Profili di: (a) nuvolosità e (b) temperatura della vasca aperta nel caso base e nel caso con decremento del 50% sulla nuvolosità.

L'analisi presente in questo paragrafo ha evidenziato come la nuvolosità abbia un impatto maggiore rispetto agli altri dati meteorologici utilizzati. Inoltre, in estate, a causa delle elevate temperature raggiunte, la presenza di previsioni non accurate della nuvolosità porta a una produttività inferiore anche in caso di condizioni teoricamente più favorevoli.

3.2. Analisi dell'effetto degli errori sulla nuvolosità

Dall'analisi precedente è emerso che la nuvolosità è il dato meteorologico che influisce maggiormente sulla produttività delle microalghe. Essa determina indirettamente l'irraggiamento solare responsabile della crescita e delle variazioni di temperatura della vasca aperta. Si è infine visto come, in estate, l'ottimizzazione basata su previsioni errate di elevata nuvolosità possa portare al superamento della temperatura massima qualora le condizioni reali di nuvolosità siano inferiori. In questo paragrafo verranno esaminati ulteriori casi di studio che possono portare a criticità nel controllo della temperatura della vasca aperta.

3.2.1 Traslazione dei profili di nuvolosità

In questo caso studio è stata implementata una traslazione nel tempo dei profili di nuvolosità pari a 3, 6 e 12 ore sia in anticipo che in ritardo, al fine di analizzare l'effetto che si ottiene sulla temperatura della vasca. Nel caso di una traslazione di ± 3 ore si può notare come, in entrambi i casi, si raggiunga la temperatura massima, ma in due giorni differenti (Figura 3.3b).

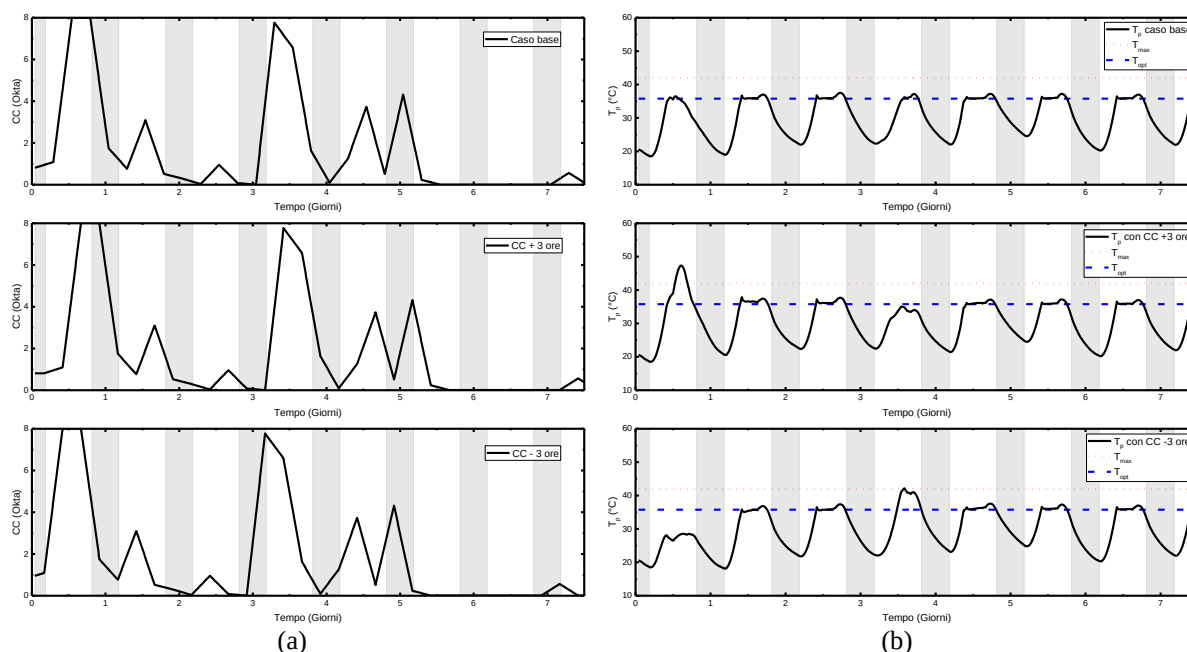


Figura 3.3. Profili di: (a) nuvolosità in seguito a traslazioni di 3 ore rispetto al caso base e (b) temperatura della vasca aperta risultante.

Questo comportamento è causato dalla differente posizione dei due picchi di nuvolosità nel caso base (Figura 3.3a). Il primo picco si colloca nella seconda metà del giorno; quando subisce una traslazione positiva (+ 3 ore) la maggior parte delle ore di sole rimane senza nuvole, causando un aumento incontrollato della temperatura. In caso di traslazione negativa (- 3 ore) il picco si colloca invece esattamente nelle ore centrali della giornata, con conseguente diminuzione della temperatura rispetto al caso base. Il secondo picco è posizionato durante la mattina, per questo motivo una traslazione negativa (- 3 ore) porta il picco di nuvolosità nelle prime ore di sole, lasciandone senza le ore centrali e causando un incremento della temperatura. Una traslazione positiva (+ 3 ore) posiziona invece il picco al centro delle ore di sole, provocando un abbassamento della temperatura della vasca.

Nel caso di una traslazione di 6 ore (Figura 3.4a) si ha una situazione simile al caso di 3 ore.

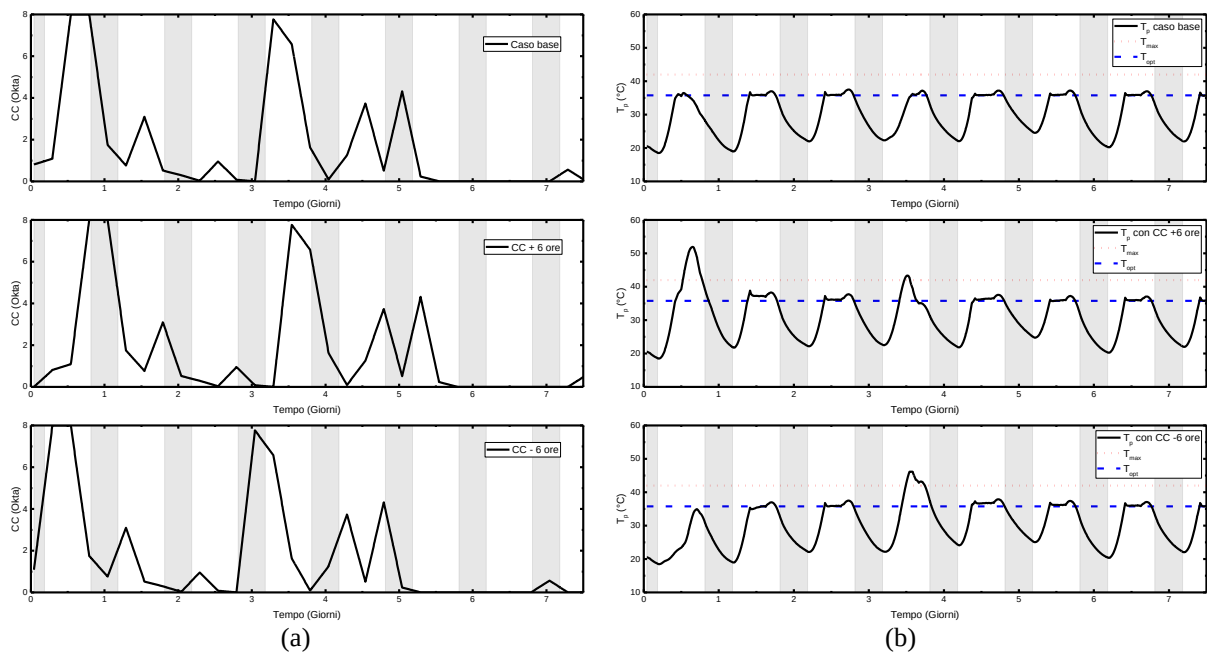


Figura 3.4. Profili di: (a) nuvolosità in seguito a traslazioni di 6 ore rispetto al caso base e (b) temperatura della vasca aperta risultante.

La differenza principale si nota nella traslazione positiva (+ 6 ore), in quanto si assiste al superamento della temperatura massima in corrispondenza di entrambi i picchi (Figura 3.4b). Questo effetto è dato dal fatto che uno spostamento di 6 ore lascia le prime ore di sole non coperte da nuvole, con conseguente incremento delle temperature in questa parte della giornata.

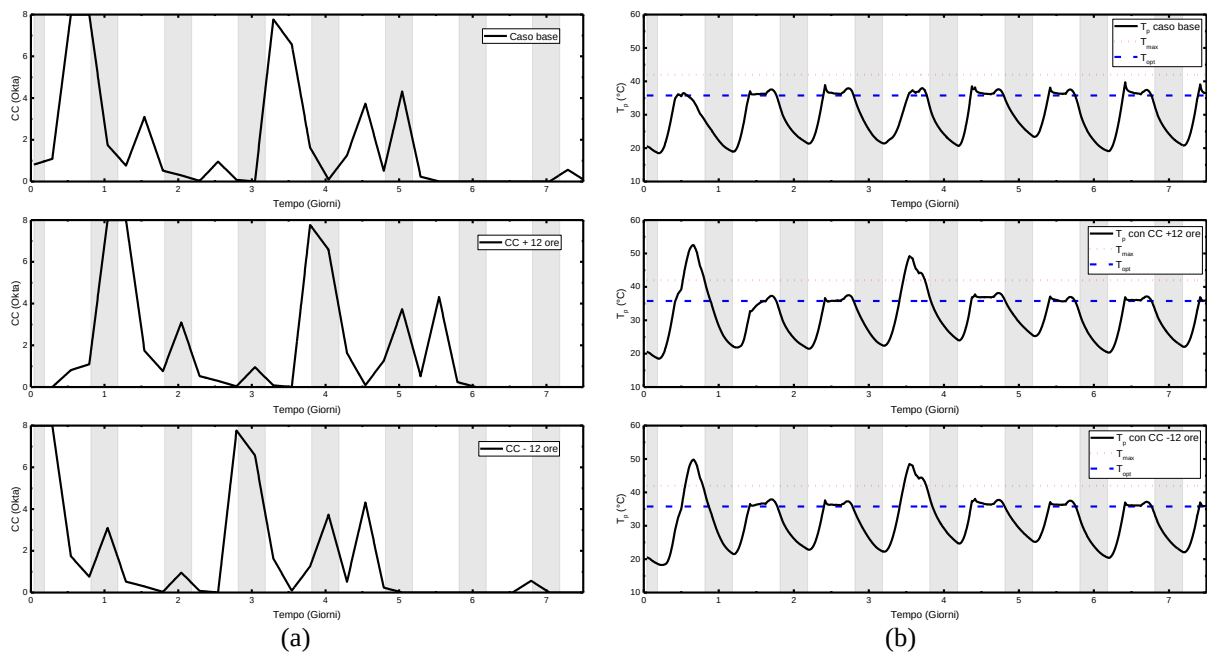


Figura 3.5. Profili di: (a) nuvolosità in seguito a traslazioni di 12 ore rispetto al caso base e (b) temperatura della vasca aperta risultante.

Nel caso di una traslazione di 12 ore (Figura 3.5a) si ha un superamento della temperatura massima in corrispondenza dei tutti e due i picchi per entrambe le direzioni (Figura 3.5b). Questo risultato è dovuto alla traslazione del profilo di nuvolosità di ± 12 ore, che sposta i picchi principali dalle ore diurne alle ore notturne. Le ore diurne vengono quindi lasciate in assenza di nuvole e la temperatura della vasca aperta supera il limite massimo a causa delle piccole portate ottimizzate sul caso base.

3.2.2 Ridimensionamento dei picchi di nuvolosità

In questo caso di studio sono stati modificati i profili di nuvolosità con un'espansione ed un restringimento dei due picchi principali, al fine di analizzare l'effetto che si ottiene sulla temperatura della vasca aperta. Questi nuovi profili sono stati creati modificando i dati meteorologici prima dell'interpolazione lineare, i valori dei punti di un picco sono modificati e resi pari a quelli del punto successivo o precedente in base al risultato che si vuole ottenere.

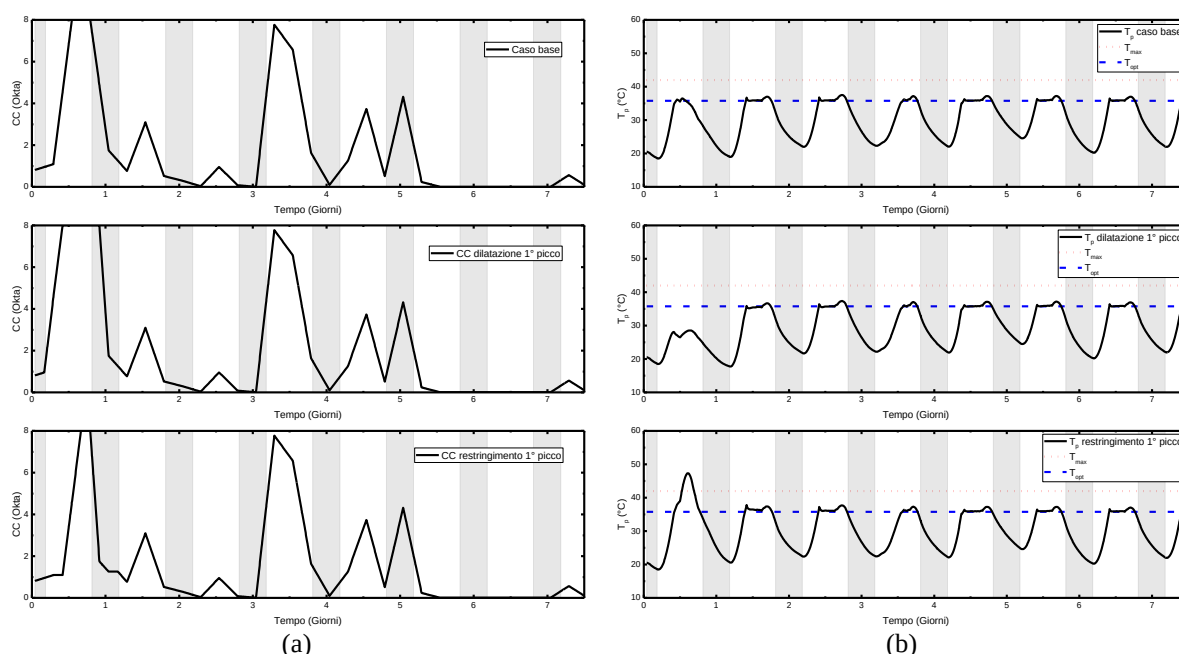


Figura 3.6. Profili di: (a) nuvolosità in seguito a un'espansione ed un restringimento del primo picco rispetto al caso base e (b) temperatura della vasca aperta risultante.

L'espansione (aumento dell'area del picco pari al 25%) e il restringimento (riduzione dell'area del picco pari al 26%) del primo picco si possono vedere in Figura 3.6a. Un restringimento porta ad un superamento della temperatura massima mentre un allargamento porta a temperature inferiori alla temperatura ottimale (Figura 3.6b).

Analogamente a quanto fatto per il primo picco, è stata simulata anche l'espansione (aumento dell'area del picco pari al +28%) e il restringimento (riduzione dell'area del picco pari al 23%) del secondo (Figura 3.7a).

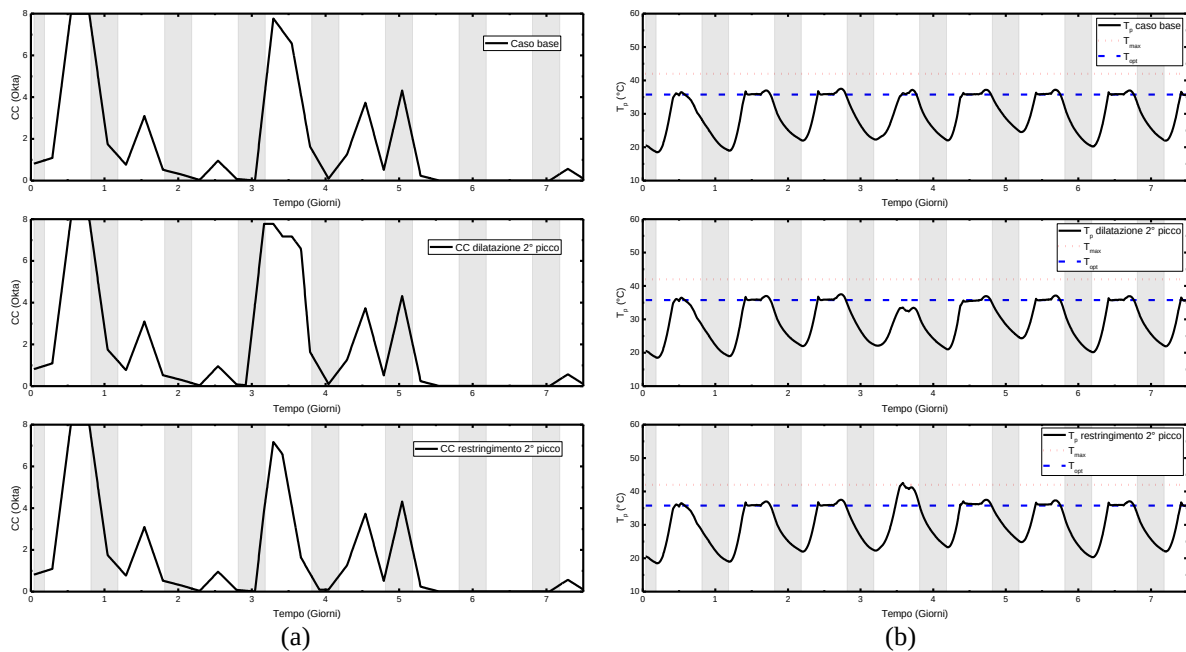


Figura 3.7. Profili di: (a) nuvolosità in seguito a un'espansione ed un restringimento del secondo picco rispetto al caso base e (b) temperatura della vasca aperta risultante.

In questo caso si ottiene un effetto inferiore sulla temperatura (Figura 3.7b) rispetto al primo caso. Questa differenza è causata principalmente dalle dimensioni del secondo picco, che risulta più basso rispetto al primo. In secondo luogo, è anche attribuita alla posizione nelle ore della giornata, il secondo picco è situato al centro del giorno, e, anche se ristretto, copre comunque le ore in cui l'irraggiamento solare è più intenso.

3.3. Incertezza delle previsioni di nuvolosità in letteratura

In letteratura sono state reperite informazioni riguardo l'incertezza reale delle previsioni sulla nuvolosità. Il report di valutazione annuale del ECMWF (Haiden et al., 2014) riporta il grafico della deviazione standard dell'errore di misura in funzione del periodo dell'anno, per previsioni che coprono rispettivamente 60 e 72 ore dal momento della valutazione. Questo valore può essere utilizzato per un'analisi preliminare, ma risulta troppo generico nel caso in cui si vogliano includere nell'analisi fattori specifici come la posizione geografica, la sensibilità dell'errore rispetto al momento della giornata, l'incremento dell'incertezza all'aumentare della finestra temporale di previsione.

Informazioni più dettagliate sono state estratte dai numerosi studi relativi alle previsioni dell'irraggiamento solare, fondamentali per la stima della produzione energetica dei pannelli fotovoltaici. L'analisi di Lorenz et al. (2009a) prevede il calcolo dell'errore quadratico medio delle previsioni di irraggiamento solare rispetto ai valori reali registrati. Questo studio è stato

effettuato su dati relativi a diverse stazioni meteorologiche della Germania per differenti finestre temporali di previsione. I risultati sono esposti in Tabella 3.4.

Tabella 3.4. *Errore quadratico medio relativo per le previsioni di irraggiamento solare in Germania in funzione della finestra temporale di previsione (Lorenz et al., 2009a).*

	1 Giorno	2 Giorni	3 Giorni
Germania	36.9 %	40 %	46.3 %

Il metodo di elaborazione è stato anche utilizzato per mettere a confronto l'incertezza delle previsioni in diverse zone geografiche (Lorenz et al., 2009b; Perez et al., 2013). I risultati si trovano in rispettivamente in Tabella 3.5 e in Tabella 3.6.

Tabella 3.5. *Errore quadratico medio relativo per le previsioni di irraggiamento solare in diversi stati europei in funzione della finestra temporale di previsione (Lorenz et al., 2009b).*

	1 Giorno	2 Giorni	3 Giorni
Germania	40.3 %	41.6 %	42.7 %
Svizzera	39.6 %	41.8 %	44.9 %
Austria	45.6 %	47.4 %	50.5 %
Spagna	20.8 %	21.3 %	22.4 %

Tabella 3.6. *Errore quadratico medio relativo per le previsioni di irraggiamento solare per Europa e Nord America in funzione della finestra temporale di previsione (Perez et al., 2013)*

	1 Giorno	2 Giorni	3 Giorni
USA	33 %	35 %	37 %
Europa Centrale	40 %	42 %	43 %
Canada	32 %	36 %	/
Spagna	22 %	23 %	23 %

Dai risultati riportati si può osservare come l'incertezza delle previsioni di irraggiamento solare vari notevolmente in base alla zona geografica presa in considerazione. La finestra temporale di previsione presenta anch'essa un effetto sull'errore, ma in maniera minore.

3.4. Descrizione dell'errore di previsione attraverso simulazioni stocastiche

Utilizzando i dati trovati in letteratura relativi agli errori di previsione della nuvolosità (o dell'irraggiamento solare) è possibile effettuare simulazioni stocastiche per analizzare la distribuzione delle produttività e la quantità di scenari che presentano un superamento della temperatura massima. Nei seguenti sottoparagrafi si sono analizzati i risultati di diverse simulazioni stocastiche effettuate su 200 scenari con differenti implementazioni dell'errore di previsione.

3.4.1 Errore di previsione della nuvolosità avente deviazione standard costante

Come primo caso di studio viene implementata una deviazione standard costante per il calcolo degli errori sui valori di nuvolosità estratti, considerando i restanti dati meteorologici privi di incertezza. Il valore di errore è ottenuto dal report di valutazione di ECMWF (Haiden et al., 2014) ed è fissato a 3 okta. L'applicazione di una deviazione standard costante è un'assunzione approssimativa; infatti, l'errore di previsione sull'irraggiamento, e quindi sulla nuvolosità, dipende dal valore della previsione stessa ed è funzione delle coordinate geografiche a cui opera il sistema. In Figura 3.8 si può osservare il profilo di nuvolosità del caso base e il profilo ottenuto per uno scenario in cui l'errore sulla previsione viene simulato nella maniera descritta precedentemente.

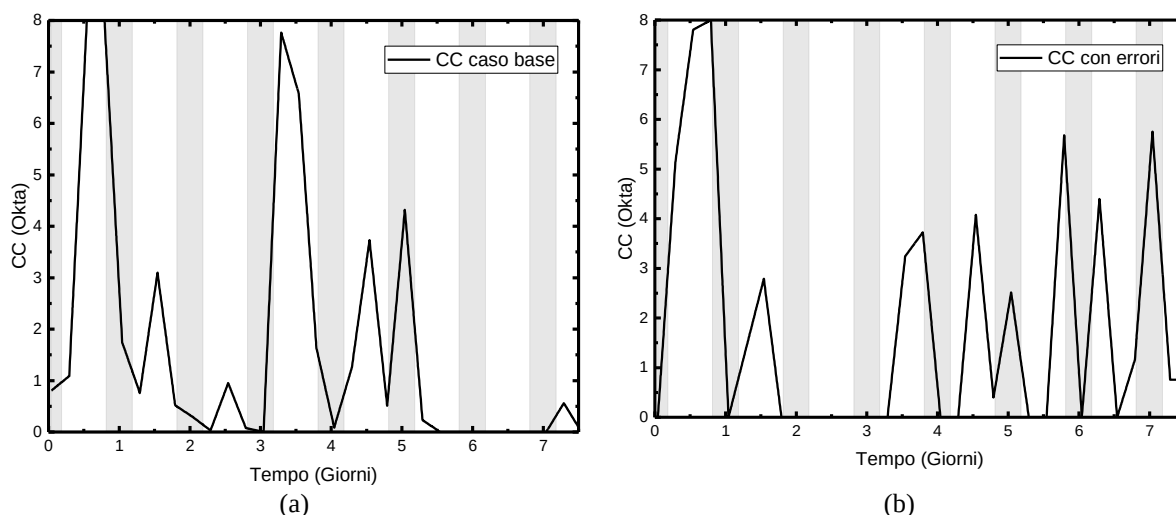


Figura 3.8. Profili di nuvolosità per la prima settimana di luglio: (a) nel caso base e (b) in uno scenario della simulazione stocastica condotta assumendo una distribuzione normale con deviazione standard pari a 3 dell'errore di misura della nuvolosità.

Si può osservare come i due profili di nuvolosità risultino molto differenti, pressoché indipendenti l'uno dall'altro. Questo conferma che l'elevato errore rende la previsione

estremamente inaccurata. In seguito alla simulazione stocastica, dai dati di produttività risultanti per ognuno dei 200 scenari simulati è stata costruita una funzione di densità di probabilità (Figura 3.9).

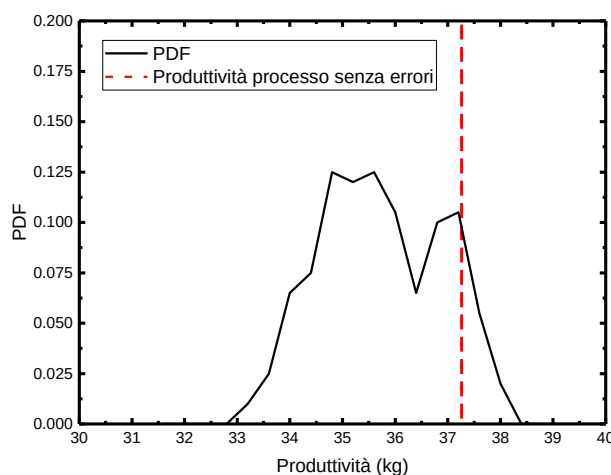


Figura 3.9. Produttività del caso base (senza errori di previsione) e funzione di densità di probabilità della produttività al termine di una settimana, simulata con una deviazione standard dell'errore di previsione costante e pari a 3.

Si può notare come sia molto più probabile ottenere produttività inferiori al caso base (rispetto al quale sono state ottimizzate le variabili di processo). Inoltre si possono osservare due distinti picchi, il picco a produttività maggiore, e centrato vicino alla produttività del caso base, corrisponde alle simulazioni in cui non viene superata la temperatura massima della vasca aperta. Il picco a produttività minore, invece, rappresenta gli scenari nei quali è avvenuto un superamento della temperatura massima (105 su 200).

Si vuole sottolineare che queste simulazioni non prevedono la fermata del sistema in caso di superamento della temperatura massima, ma solo una produzione nulla nel periodo di tempo in cui il sistema opera sopra al limite. In scenari reali, situazioni simili comporterebbero lo stop dell'impianto per un considerevole periodo di tempo e la perdita del prodotto all'interno della vasca.

3.4.2 Errore di previsione della nuvolosità avente deviazione standard variabile

Come anticipato precedentemente, per una descrizione accurata dell'incertezza delle previsioni di nuvolosità è necessario utilizzare una deviazione standard dell'errore variabile. In letteratura non sono disponibili informazioni riguardanti la quantificazione di questa incertezza, mentre sono presenti molti articoli relativi alle previsioni di irraggiamento solare, che sono ad esse legate. È stato implementato un metodo che prevede la stima dell'errore di previsione dell'irraggiamento, tramite generazione casuale da una distribuzione normale di media 0 e deviazione standard σ , dove σ è funzione della previsione stessa e dell'angolo di zenith.

L'errore viene quindi sommato all'irraggiamento calcolato tramite modello dalle previsioni di nuvolosità e il risultato viene successivamente corretto al fine di ottenere un irraggiamento finale compreso tra i valori di massimo e di minimo fisicamente ottenibili. In Figura 3.10 sono presentati i profili di irraggiamento (H_s) per il caso base e per uno degli scenari simulati con errori a σ variabile.

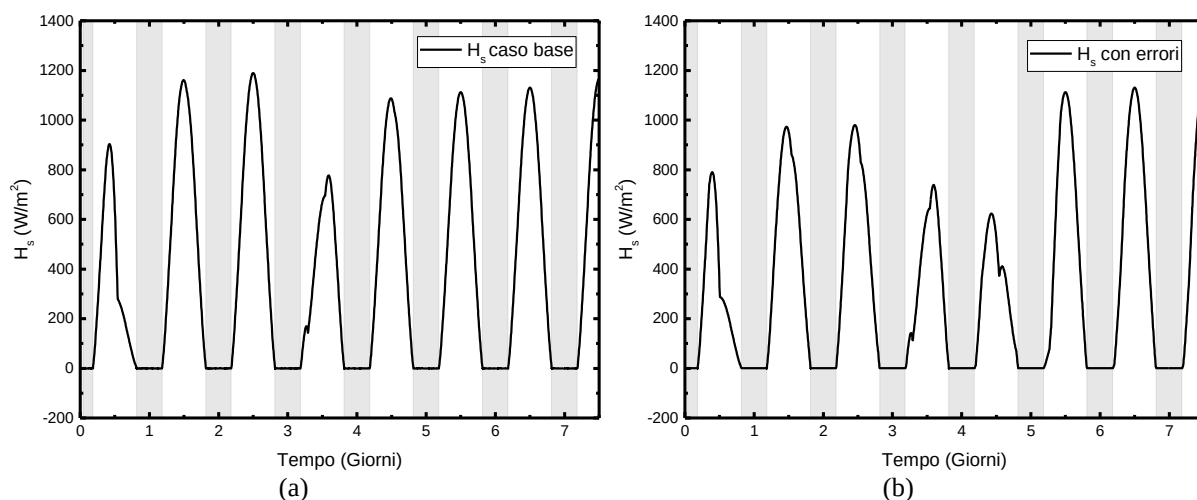


Figura 3.10. Profili di irraggiamento: (a) per la prima settimana di luglio del caso base e (b) per uno scenario generato con errori a deviazione standard variabile.

L'implementazione di un errore con deviazione standard variabile permette di rappresentare più realisticamente l'incertezza delle previsioni. Si hanno errori inferiori quando la nuvolosità prevista è nulla o massima, mentre gli errori più elevati si hanno nei casi in cui è prevista media nuvolosità.

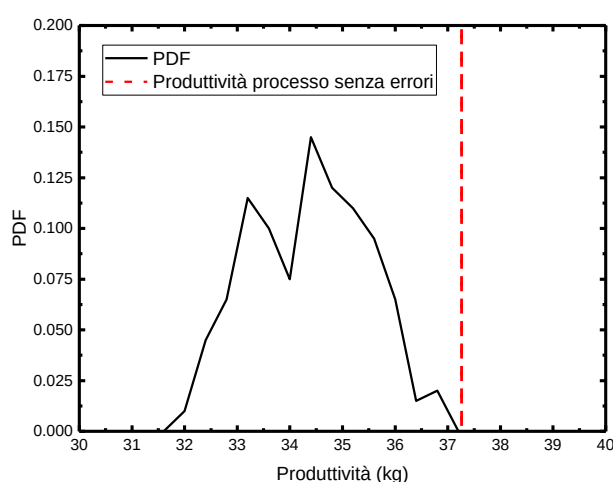


Figura 3.11. Produttività del caso base (senza errori di previsione) e funzione di densità di probabilità della produttività al termine di una settimana, simulata con una deviazione standard variabile dell'errore di previsione.

In seguito alla simulazione stocastica, dai dati di produttività risultanti per ognuno dei 200 scenari simulati è stata costruita una funzione di densità di probabilità (Figura 3.11). Si può notare come tutti gli scenari presentino una produttività inferiore alla produttività del caso base. Rispetto al caso con deviazione standard costante precedentemente analizzato, i due picchi risultano spostati a produttività inferiori. Questo risultato è ottenuto nonostante la temperatura massima della vasca aperta sia raggiunta solo in 80 scenari su 200, una frequenza minore rispetto all'analisi precedente.

3.4.3 Errore di previsione della nuvolosità avente deviazione standard variabile e della temperatura dell'aria con deviazione standard costante

È stato evidenziato in precedenza come la temperatura dell'aria sia il secondo dato meteorologico più influente sulla produttività e sulla temperatura della vasca aperta. Errori realistici di previsione non portano al superamento della temperatura massima della vasca aperta, tuttavia hanno un effetto non trascurabile e, se sommati all'effetto dato dagli errori sulla nuvolosità, possono portare a temperature superiori al limite. Questa grandezza sarà pertanto considerata nei prossimi studi sull'incertezza della previsione.

Una prima analisi prevede il confronto dei dati di temperatura dell'aria e dell'irraggiamento relativi al mese di luglio 2012, autoscalati per facilitarne la comparazione (Figura 3.12).

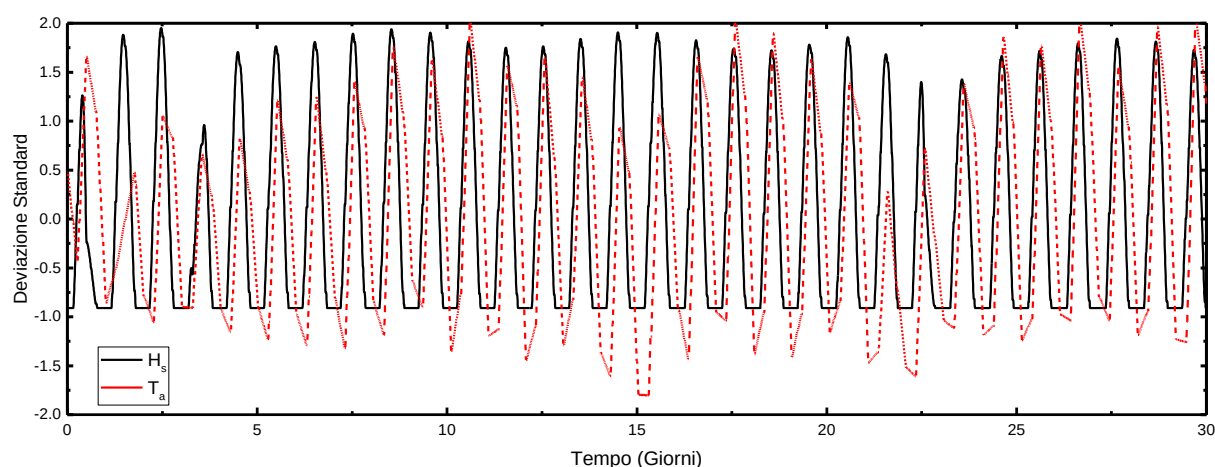


Figura 3.12. Profili autoscalati di irraggiamento (H_s) e di temperatura dell'aria (T_a) durante tutto il mese di luglio.

Come si può osservare, la temperatura dell'aria presenta un andamento periodico simile a quello presentato dall'irraggiamento, ma con un leggero ritardo. Non si osserva una netta correlazione tra l'altezza dei picchi: per esempio, nel giorno 2 si hanno basse temperature ma un elevato irraggiamento, nei giorni 14 e 22 si ha un decremento della temperatura dell'aria a irraggiamento circa costante e nel giorno 23 la temperatura aumenta rispetto alla giornata

precedente mentre l'irraggiamento diminuisce. Alla luce di questo si è deciso di trattare indipendentemente questi due dati meteorologici e di utilizzare degli errori di previsione indipendenti tra loro.

L'implementazione dell'errore di previsione della temperatura dell'aria nel modello prevede prima la generazione di un valore casuale da una distribuzione normale di media 0 e deviazione standard 3.5 K, questo valore viene successivamente corretto per tenere conto della capacità termica dell'aria, infine l'errore finale si ottiene come risultato della media tra il valore casuale generato e l'errore del punto precedente a quello simulato. L'effetto di questa correzione si può osservare in Figura 3.13, dove vengono confrontati la temperatura di luglio nel caso base, un profilo con errore generato casualmente e il profilo con gli stessi errori ma corretti.

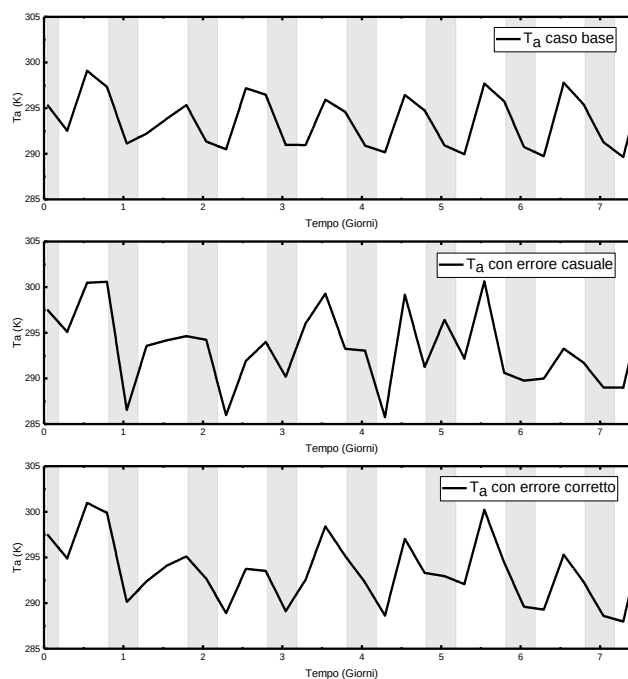


Figura 3.13. Profili di temperatura della prima settimana di luglio nel caso base, per uno scenario con errori generati casualmente e lo stesso scenario con errori corretti.

La simulazione stocastica è stata effettuata su 200 scenari, e prevede l'implementazione di errori sulla nuvolosità con σ variabile e errori sulla temperatura dell'aria con σ costante. Dai dati di produttività risultanti è stata costruita una funzione di densità di probabilità (Figura 3.14).

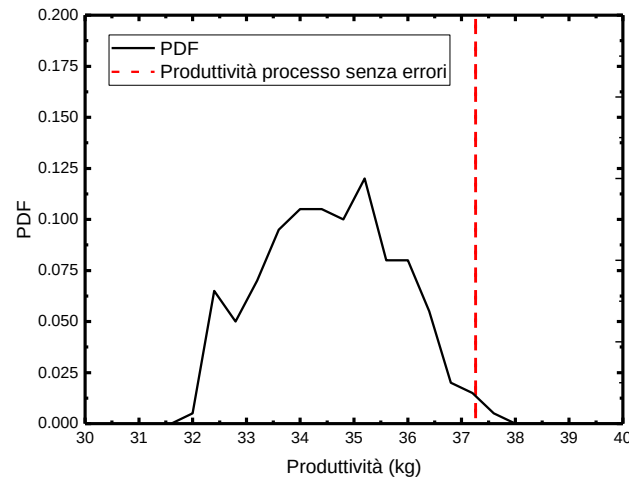


Figura 3.14. *Produttività del caso base (senza errori di previsione) e funzione di densità di probabilità della produttività al termine di una settimana, simulata con una deviazione standard variabile dell'errore sulla nuvolosità e con una deviazione standard costante dell'errore sulla temperatura.*

Si può notare come quasi tutti gli scenari presentano una produttività inferiore alla produttività del caso base e non si osservano due picchi distinti come nelle simulazioni precedenti. La temperatura massima della vasca aperta viene superata in 62 simulazioni su 200.

Capitolo 4

Strategie per il controllo di un processo con errori di previsione

In questo capitolo sono esposte ed analizzate le strategie di controllo risultanti dall'implementazione di differenti metodi di ottimizzazione della produttività microalgale. In primo luogo vengono descritte le ottimizzazioni con *backoff*, con le quali viene tenuta in considerazione l'incertezza delle previsioni meteorologiche e il conseguente *mismatch* rispetto alle condizioni reali del sistema. In secondo luogo viene proposta e studiata una strategia di controllo conservativa basata su profili quantitativamente uguali ripetuti quotidianamente. Successivamente, si procede al confronto tra i due metodi proposti applicati a settimane con nuvolosità differenti, al fine di analizzarne i relativi vantaggi e svantaggi. Infine sono state analizzati i risultati ottenuti da ottimizzazioni effettuate con temperature d'ingresso differenti.

4.1. Ottimizzazione con backoff

Nel capitolo precedente è stato evidenziato come l'applicazione della logica di controllo derivante da un'ottimizzazione basata su dati di nuvolosità affetti da errore possa portare al caso limite della morte dei microorganismi. Per limitare l'effetto negativo dovuto all'incertezza dei dati meteorologici ed evitare situazioni critiche quali il superamento della temperatura massima ($T_{\max}$) viene proposta un'ottimizzazione con *backoff*. Questo approccio permette di effettuare un'ottimizzazione che tiene conto dell'errore nelle previsioni e che garantisce la fattibilità del processo a fronte di *mismatch* tra previsioni incerte e condizioni atmosferiche reali. Nei paragrafi successivi sono descritte le due diverse formulazioni per il calcolo del *backoff* utilizzate in questo lavoro e viene confrontato l'effetto delle due strategie in termini di perdita di produttività rispetto al caso base senza *backoff*. Le ottimizzazioni analizzate in questo paragrafo sono state effettuate sulle prime 36 ore del mese di luglio.

4.1.1. Backoff con errore pari a n deviazioni standard

In questo caso di studio l'ottimizzazione con *backoff* viene effettuata simulando: i) un processo in cui i dati meteorologici estratti dal sito ECMWF sono considerati esatti (caso base) e ii) un processo in cui i dati di nuvolosità e temperatura dell'aria sono affetti da un errore pari a n

deviazioni standard. Il profilo del *backoff* è ricavato dalla differenza tra le temperature della vasca aperta ottenute nei due casi. In seguito viene calcolato il vincolo dinamico C applicato all'ottimizzatore sottraendo il *backoff* dal valore della temperatura massima

La tecnica di *backoff* è stata implementata per due casi differenti: nel primo caso è assunto un errore pari a 2 deviazioni standard (σ), mentre nel secondo caso l'errore è posto pari a 3 deviazioni standard. I due casi sono realizzati al fine di valutare le differenze in termini di produttività media e di rischio di superamento della temperatura massima a differenti gradi di conservatività.

Questo studio è stato effettuato per le prime 36 ore di luglio 2012 a Nizza, nelle quali è presente una forte nuvolosità tra la dodicesima e la diciottesima ora. In entrambi i casi il tempo di ottimizzazione richiesto risulta inferiore a 40 minuti.

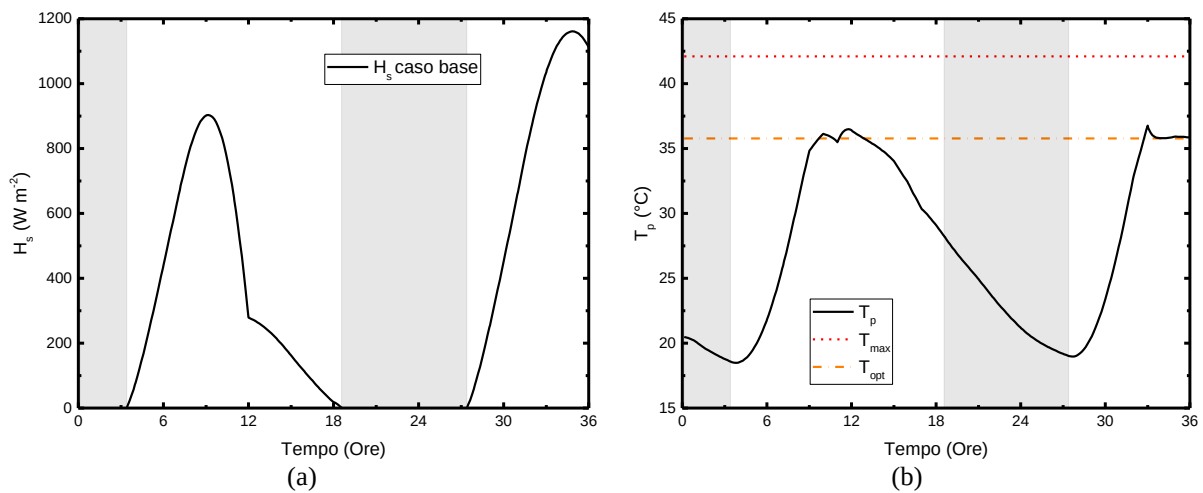


Figura 4.1. Caso base: profili di (a) irraggiamento solare (H_s) e (b) temperatura (T_p) della vasca aperta. La linea arancione rappresenta la temperatura ottimale (T_{opt}), mentre quella rossa la temperatura massima ($T_{\max}$).

L'analisi accurata dei vantaggi e degli svantaggi delle ottimizzazioni condotte con *backoff* è effettuata confrontando l'ottimizzazione realizzata con i dati meteorologici esatti (caso base). In Figura 4.1a e 4.1b sono rappresentati rispettivamente il profilo di irraggiamento solare e il profilo della temperatura della vasca aperta. Si ricorda che il caso base fornisce una produttività maggiore, ma, come dimostrato nel capitolo precedente, in caso di errori di previsione può causare un superamento della temperatura massima. Perciò in questi studi viene utilizzato solamente come confronto per i risultati ottenuti da altre strategie di controllo.

Il risultato ottenuto applicando l'ottimizzazione con *backoff* 2σ è presentato in Figura 4.2. Si può osservare il profilo di irraggiamento solare (Figura 4.2a), confrontato con il caso base, e il profilo della temperatura della vasca aperta (Figura 4.2b) con il relativo vincolo dinamico C , il quale limita l'innalzamento della temperatura. Sono stati analizzati nello specifico i profili di irraggiamento perché rappresentano il dato meteorologico più influente sulle variazioni di temperatura della vasca e quindi sull'andamento del *backoff*.

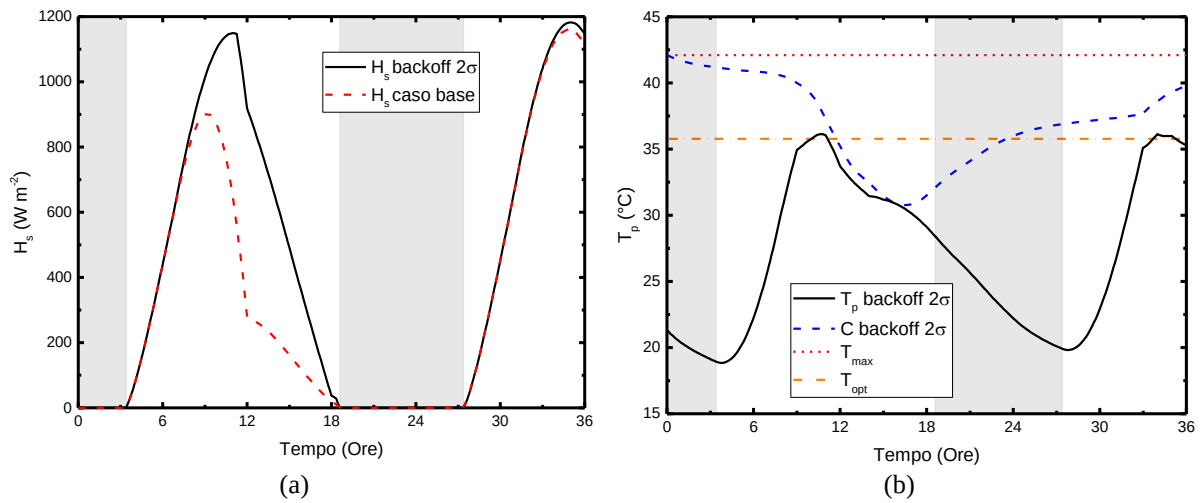


Figura 4.2. *Backoff 2σ: profili di (a) irraggiamento solare (H_s), con confronto con il caso base, e (b) temperatura (T_p) della vasca aperta. La linea arancione rappresenta la temperatura ottimale (T_{opt}), mentre quella rossa la temperatura massima (T_{max}).*

Nella prima parte della giornata, fino a circa la nona ora, i due profili di irraggiamento risultano molto simili e, conseguentemente, si ottiene una debole variazione del vincolo dinamico C . Solo intorno alla decima ora si osserva l'effetto limitante del *backoff*, dal momento che la differenza tra l'irraggiamento dei due casi aumenta drasticamente. La temperatura della vasca viene pertanto forzata a raggiungere temperature inferiori a quella ottimale per evitare il superamento della temperatura massima in caso di errore.

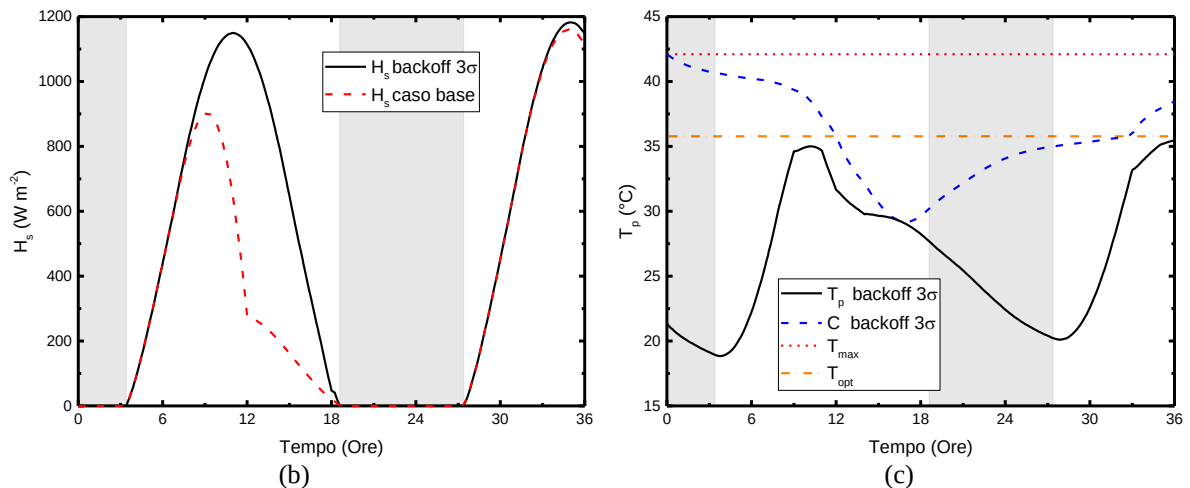


Figura 4.3. *Backoff 3σ: profili di (a) irraggiamento solare (H_s), con confronto con il caso base, e (b) temperatura (T_p) della vasca aperta. La linea arancione rappresenta la temperatura ottimale (T_{opt}), mentre quella rossa la temperatura massima (T_{max}).*

I risultati dell'ottimizzazione con *backoff 3σ* risultano molto simili al caso 2σ . L'irraggiamento solare risulta comparabile nella prima metà della giornata, mentre presenta un valore più elevato verso la quindicesima ora (Figura 4.3a). Il vincolo dinamico entra in azione circa dalla decima

ora come per il caso precedente (Figura 4.3b), dato che prima non ci si riscontrano differenze tra caso base e il caso con dati affetti da errore. La differenza principale tra le due tipologie di *backoff* si osserva nei profili del vincolo dinamico e della temperatura della vasca dopo la decima ora. In entrambi i casi l'effetto del *backoff* forza un abbassamento della temperatura, ma nel caso 3σ si ha un'azione del vincolo dinamico maggiore che mantiene la temperatura della vasca a valori sempre inferiori al valore ottimale.

4.1.2. Backoff con simulazione stocastica

In questo caso di studio il *backoff* viene calcolato come differenza tra il valore della temperatura della vasca aperta calcolato nel caso base e il massimo valore di temperatura massima della vasca ottenuto in seguito ad una simulazione stocastica di 20 scenari. Questo metodo risulta molto lento e impiega quasi 24 ore a convergere, rispetto ai 40 minuti del metodo precedente. Va inoltre sottolineato che 20 scenari non sono un numero sufficiente per raggiungere una soluzione accettabile, ma aumentarne il numero rallenterebbe maggiormente la simulazione.

4.1.3. Risultati del processo ottimizzato con backoff

In questo paragrafo sono confrontati i risultati delle simulazioni effettuate con le strategie di controllo ottenute attraverso le diverse ottimizzazioni con *backoff*. I valori di produttività risultanti dopo 36 ore di coltivazione sono riportati in Tabella 4.1.

Tabella 4.1. Produttività al termine delle simulazioni di 36 ore effettuate con le differenti strategie di controllo ottenute per il caso base, per il caso *backoff* 2σ , per il caso *backoff* 3σ e per il caso *backoff* con simulazione stocastica (20 scenari).

Strategia di controllo	Caso Base	Backoff 2σ	Backoff 3σ	Backoff Stocastico
Produttività (kg/36ore)	6.75	6.68	6.61	6.69

Dai risultati ottenuti si può osservare che i valori di produttività ottenuti per i processi ottimizzati con *backoff* non risultano molto inferiori alla massima produttività ottenuta nel caso base. Questo comportamento indica che tutte le strategie di ottimizzazione con *backoff* proposte possono essere applicate per evitare condizioni negative per la crescita delle microalghe, senza causare per questo una drastica riduzione della produttività. La produttività ottenuta simulando il processo con la logica di controllo proposta nel caso *backoff* con simulazione stocastica risulta maggiore rispetto agli altri due casi. L'approccio *backoff* con simulazione stocastica presenta tuttavia notevoli limiti pratici legati all'alto costo computazionale richiesto.

4.2. Simulazione stocastica del processo ottimizzato con backoff

Per quantificare l'effetto delle ottimizzazioni con *backoff* sul controllo della temperatura della vasca sono state effettuate ulteriori 200 simulazioni. Infatti, oltre alla produttività precedentemente analizzata, una caratteristica chiave è la capacità di evitare il superamento della temperatura massima anche in caso di elevati errori di previsione. Le suddette simulazioni sono state effettuate generando scenari dove sono presenti errori di previsione ottenuti casualmente da distribuzioni normali aventi media pari a 0 e deviazione standard variabile nel caso della nuvolosità o costante per la temperatura dell'aria, come descritto nel paragrafo 2.6 del Capitolo 2. In Tabella 4.2 è riportata la produttività media e il numero di scenari in cui viene superata la temperatura massima.

Tabella 4.2. Risultati delle simulazioni stocastiche di 36 ore effettuate con le differenti strategie di controllo: caso base; caso *backoff* 2σ ; caso *backoff* 3σ ; caso *backoff* con simulazione stocastica (20 scenari).

Strategia di controllo	Caso Base	Backoff 2σ	Backoff 3σ	Backoff Stocastico
Scenari con $T_p > T_{\max}$	62	1	0	6
Produttività media (kg/36ore)	6.36	6.61	6.58	6.62

Si può osservare come le strategie di controllo generate da ottimizzazioni con *backoff* riducano sensibilmente la possibilità di superare la temperatura massima rispetto al controllo ottenuto per il caso base, con conseguente aumento della produttività media. Da notare come le simulazioni basate sull'ottimizzazione del caso *backoff* 2σ generino uno scenario in cui si ottiene il superamento della temperatura massima. Questo comportamento non avviene se si adotta l'approccio *backoff* 3σ , il quale per definizione garantisce condizioni maggiormente conservative. Il caso *backoff* con simulazione stocastica presenta 6 casi in cui la temperatura della vasca aperta supera la temperatura massima. Questo comportamento è correlato al basso numero di scenari utilizzati nell'ottimizzazione.

In Figura 4.4 si possono osservare le funzioni di densità di probabilità della produttività ottenute al termine delle simulazioni stocastiche. Gli errori generati casualmente possono fornire situazioni sia più favorevoli che meno favorevoli per la crescita delle microalghe, per questo motivo una strategia di controllo efficace deve portare ad una distribuzione di produttività centrata rispetto al processo simulato senza errori. I casi con *backoff* risultano in un netto miglioramento rispetto al caso base, in quanto presentano una traslazione maggiormente accentuata della distribuzione verso produttività maggiori, evidenziando la robustezza e l'efficacia dell'approccio proposto.

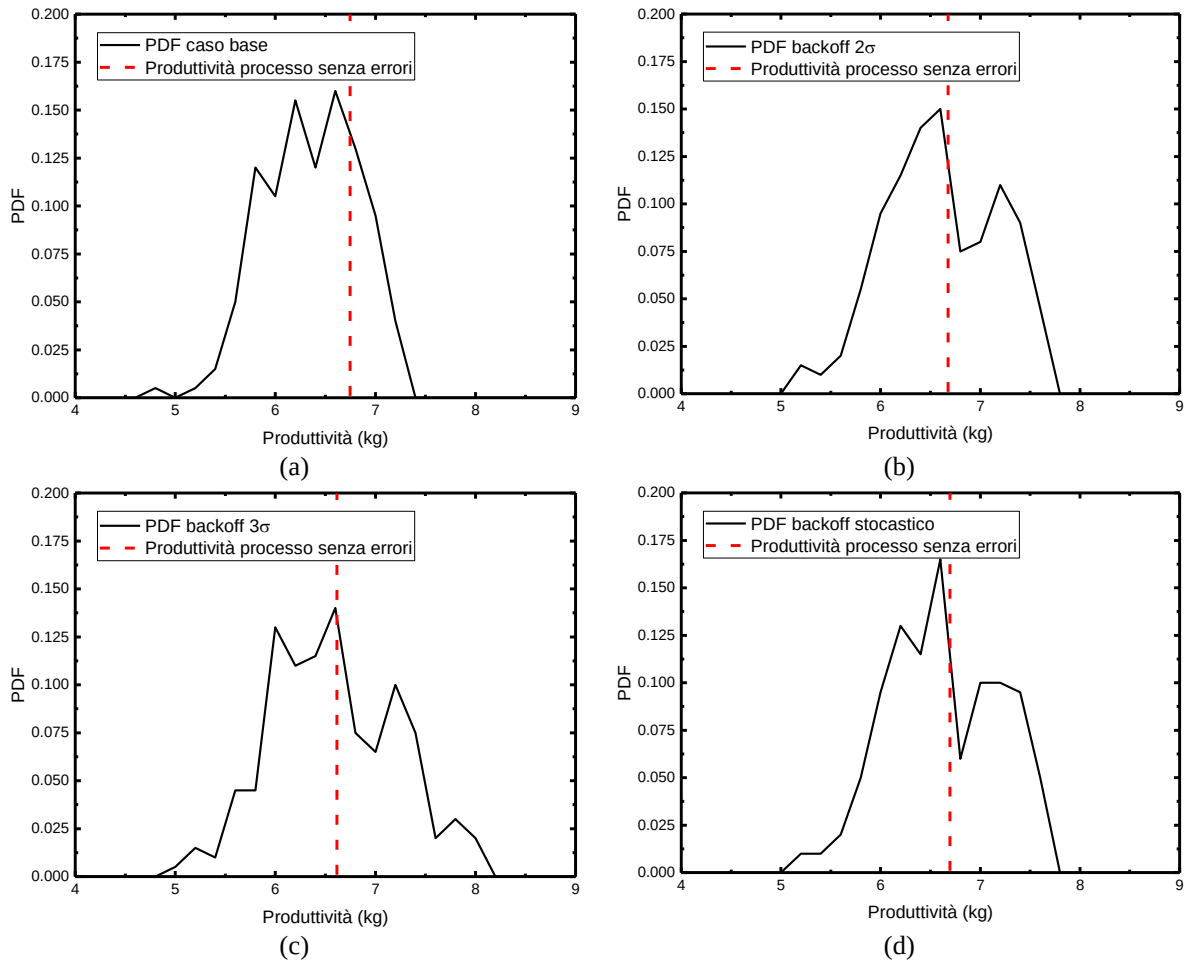


Figura 4.4. Risultati delle simulazioni stocastiche: funzioni di densità di probabilità della produttività dopo 36 ore utilizzando i profili di controllo ottimizzati per: (a) il caso base, (b) il caso backoff 2σ , (c) il caso backoff 3σ e (d) il caso backoff stocastico su 20 scenari. La linea rossa tratteggiata rappresenta il valore di produttività del processo simulato senza errori con la stessa strategia di controllo.

Infatti nel caso base la PDF non è centrata rispetto al valore di produttività del processo simulato senza errori, questo indica che l'incertezza delle previsioni meteorologiche ha un impatto fortemente negativo su questa strategia di controllo.

4.3. Ottimizzazione del processo con backoff 3σ per una settimana

Il metodo di ottimizzazione con *backoff* 3σ , descritto precedentemente e utilizzato per l'ottimizzazione delle prime 36 ore, è stato impiegato per l'ottimizzazione di tutta la prima settimana di luglio. La decisione di utilizzare il metodo 3σ rispetto al metodo 2σ è dovuta al fatto che quest'ultimo, nonostante permetta di ottenere valori di produttività leggermente maggiori, non è in grado di evitare il superamento della temperatura massima per tutti gli scenari analizzati, come descritto nel paragrafo precedente. In Figura 4.5a è possibile osservare la differenza dell'irraggiamento solare tra il caso base e il caso con errore 3σ . Si evidenzia in

particolar modo la differenza tra i due casi relativamente all'altezza dei picchi nel primo e nel quarto giorno.

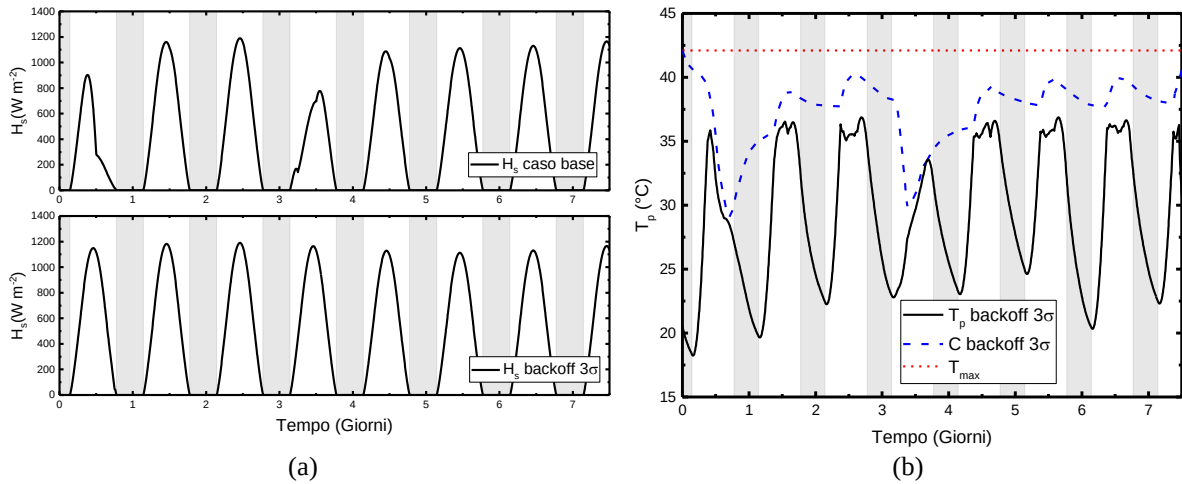


Figura 4.5. Profili di irraggiamento solare (H_s) del caso base e del processo con errore 3σ (a), e profilo di temperatura (T_p) della vasca aperta (b) con il vincolo dinamico (C) risultante dall'ottimizzazione con backoff 3σ .

In Figura 4.5b è rappresentato il profilo di temperatura della vasca aperta (T_p) con relativo vincolo dinamico (C). Si può notare come il *backoff* agisca nei giorni in cui è presente maggiore differenza tra i due profili di irraggiamento, allontanando tramite un'azione di mantenimento della temperatura della vasca aperta dalla temperatura ottimale (35.7°C).

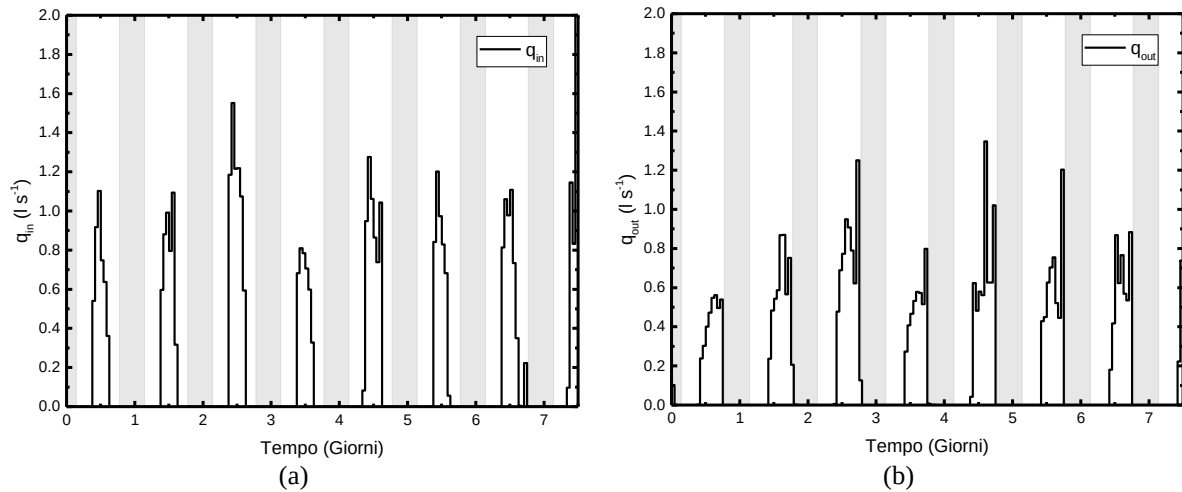


Figura 4.6. Profili delle variabili di controllo ottimizzati con backoff 3σ : (a) portata in ingresso (q_{in}) e (b) portata in uscita (q_{out}).

L'effetto del *backoff* in questi due giorni è dato dall'elevata differenza tra il caso base e il processo con errore in giornate con basso irraggiamento. In giorni con elevato irraggiamento i due processi risultano molto simili, mentre in caso di basso irraggiamento essi risultano

differenti, abbassando il vincolo dinamico a valori minori e forzando la temperatura della vasca sotto la temperatura ottimale.

In Figura 4.6 sono rappresentati i profili delle variabili di controllo risultanti dall'ottimizzazione con *backoff* 3σ . Nei due giorni in cui il *backoff* ha maggior effetto (il primo e il quarto), le portate volumetriche in ingresso (q_{in}) e in uscita (q_{out}) risultano minori rispetto agli altri giorni, ma non assumono valori bassi quanto quelli ottenuti nel caso base (analizzati nel paragrafo 3.1.4 del Capitolo 3). Questo comportamento permette di aumentare la produttività del sistema in quanto la presenza di un minore irraggiamento solare necessita di un volume della vasca più piccolo per poter raggiungere la temperatura ottimale; ma non è una riduzione così forte da causare un aumento incontrollato della temperatura in caso di previsioni errate e irraggiamento elevato.

Nelle analisi presenti successivamente è utilizzato il metodo *backoff* 3σ in quanto è l'approccio che consente il miglior controllo della temperatura tra quelli testati. Si precisa pertanto che nei paragrafi successivi, con il riferimento al termine *backoff* si intenderà *backoff* 3σ .

4.4. Strategia di controllo conservativa

Nei paragrafi precedenti è stato osservato che un'ottimizzazione con *backoff* 3σ porta a una diminuzione minima della produttività rispetto alla produttività del caso base. Si è quindi deciso di testare un nuovo approccio basato sulla conduzione della vasca aperta tramite l'assegnazione a priori di profili giornalieri conservativi delle variabili di controllo. L'idea alla base di questo metodo consiste nell'utilizzare lo stesso profilo giornaliero di controllo per tutti i giorni di una determinata stagione, senza dover ricorrere a un ottimizzatore, ma minimizzando allo stesso tempo le perdite di produttività.

Per la creazione dei profili conservativi delle variabili di controllo viene ideato uno scenario meteorologico limite, in cui le condizioni metereologiche portano al raggiungimento della massima temperatura possibile della vasca aperta. L'utilizzo quotidiano dei profili generati in questo modo permette di evitare, eccetto per casi estremi, il superamento della temperatura massima. In questo modo l'ottimizzazione giornaliera è evitata e i costi del sistema di controllo vengono ridotti. Questa strategia di controllo conservativa è stata creata modificando i dati metereologici della prima settimana di luglio 2012 a Nizza. La modifica è stata effettuata utilizzando il profilo di temperatura e umidità del giorno più caldo del mese di luglio per tutti i giorni della simulazione (Figura 4.7). La velocità del vento è stata fissata ad un valore costante pari a 0.3 m/s (valore minimo non nullo del mese di luglio), mentre nuvolosità e precipitazioni sono state poste a zero per tutta la durata della simulazione.

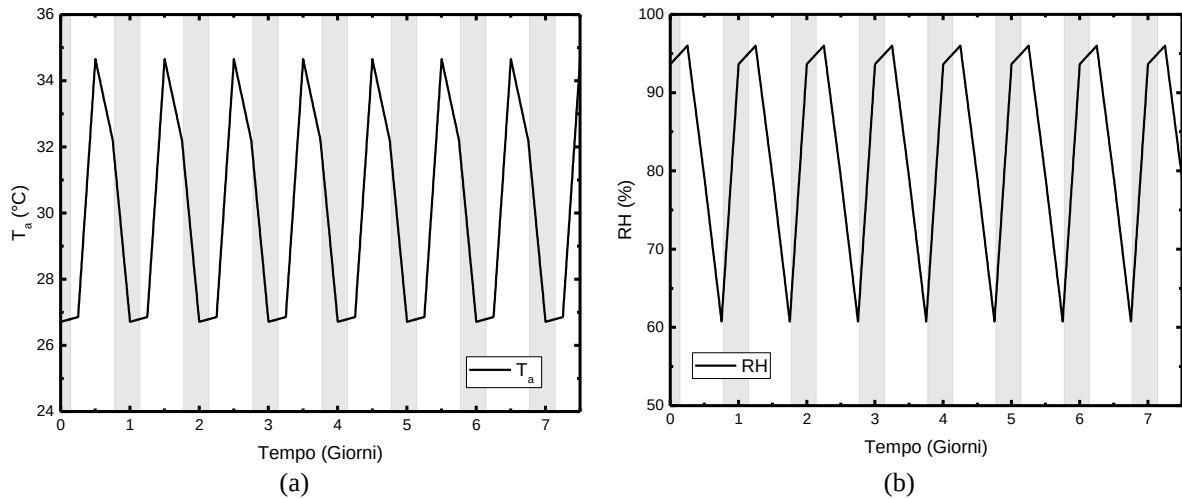


Figura 4.7. Profili di: (a) temperatura dell'aria e (b) umidità relativa utilizzati per creare la strategia di controllo conservativa.

I profili delle variabili di controllo ottimizzate (q_{in} e q_{out}) e il profilo risultante del livello del reattore sono riportati in Figura 4.8. In particolare, il profilo dinamico della profondità del reattore presenta una fase transitoria di circa 3 giorni, in cui il livello stazionario della vasca durante la fase notturna tende ad assestarsi a un valore ottimale. Nei giorni successivi la profondità della vasca presenta invece una dinamica periodica quantitativamente simile tra un giorno e l'altro.

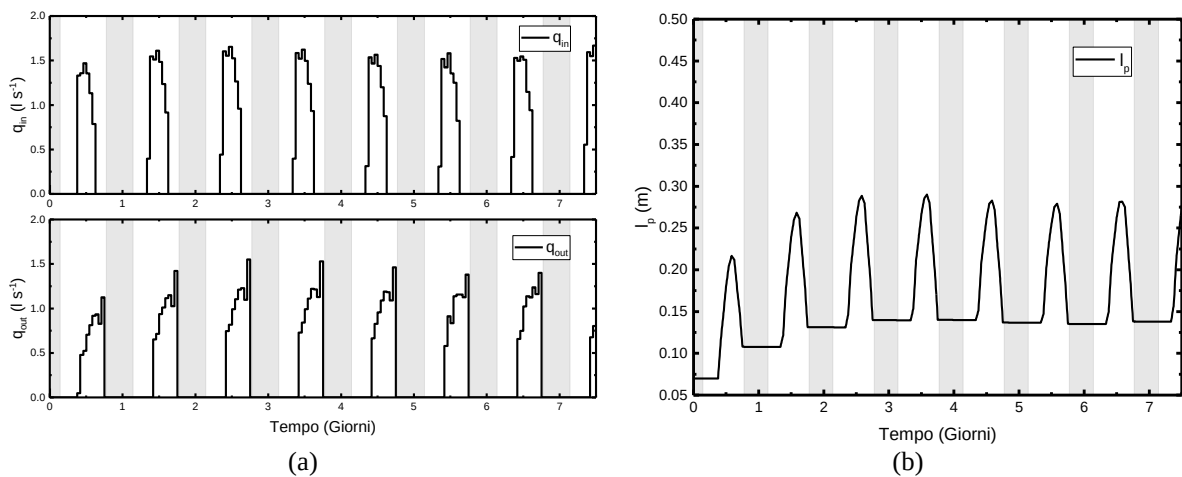


Figura 4.8. Profili di: (a) variabili di controllo, portata in ingresso (q_{in}) e portata in uscita (q_{out}), e (b) livello del reattore risultante (l_p), ottimizzati sul set di dati meteorologici creato per la generazione di una strategia di controllo conservativa.

Si può inoltre osservare che il livello della vasca risulta superiore rispetto ai casi precedentemente studiati. Questo è dovuto al fatto che maggiori volumi di reazione aumentano la capacità termica del sistema, con conseguente riduzione dell'innalzamento della temperatura causato dall'irraggiamento solare e dall'elevata temperatura dell'aria.

4.4.1. Confronto tra backoff 3σ e strategia di controllo conservativa

In questo paragrafo è descritta una nuova simulazione ottenuta utilizzando i dati meteorologici reali della prima settimana di luglio e le variabili di controllo della strategia di controllo conservativa. In Tabella 4.3 è confrontata la produttività ottenuta con i risultati del caso base e del caso *backoff* 3σ . Per la strategia di controllo conservativa si osserva una riduzione della produttività di 1.66 kg (circa 5%) rispetto al caso base, mentre per il caso *backoff* 3σ la diminuzione della produttività è pari a 0.33 kg (circa 1%).

Tabella 4.3. Produttività risultante dalla simulazione del processo con la strategia di controllo conservativa, e confronto con il caso *backoff* 3σ e il caso base.

Strategia di controllo	Caso base	Backoff 3σ	Caso conservativo
Produttività (kg/settimana)	34.12	33.79	32.46

Successivamente è stata condotta una simulazione stocastica per verificare le probabilità di superamento della temperatura massima. La simulazione stocastica è stata effettuata seguendo la stessa metodologia precedentemente descritta e utilizzata per la simulazione dei processi ottimizzati con *backoff*. In Tabella 4.4 è riportato il confronto in termini di scenari che superano la temperatura massima, tra il caso base, il caso *backoff* 3σ e la strategia di controllo conservativa.

Tabella 4.4. Numero di scenari della simulazione stocastica in cui avviene il superamento della temperatura massima per il processo simulato con la strategia di controllo conservativa, e confronto con il caso base e il caso *backoff* 3σ .

Strategia di controllo	Caso base	Backoff 3σ	Caso conservativo
Scenari con $T_p > T_{\max}$	62	0	0

I dati mostrano che l'utilizzo della strategia di controllo conservativa, per la settimana analizzata, non porta a scenari in cui avviene il superamento della temperatura massima. La possibilità di utilizzare profili di portate in ingresso ed in uscita conservativi, ripetuti in maniera periodica, si rivela una possibile alternativa all'ottimizzazione giornaliera con previsioni meteorologiche dal momento che la riduzione della produttività nel mese analizzato risulta minima e si elimina il costo dovuto alla raccolta dati e all'ottimizzazione quotidiana del processo.

4.4.2. Limite di utilizzo della strategia di controllo conservativa

In questo paragrafo viene analizzata l'affidabilità della strategia di controllo conservativa attraverso la valutazione dello scenario in cui il sistema di controllo non è in grado di mantenere la temperatura della vasca aperta a valori inferiori alla temperatura massima. Questa analisi è stata effettuata simulando il processo con i dati meteorologici di luglio modificati. Le variazioni effettuate riguardano l'azzeramento del profilo di nuvolosità e l'incremento dei dati di temperatura dell'aria di un valore ΔT . Aumentando il valore ΔT è possibile trovare per tentativi il ΔT limite per cui la temperatura della vasca aperta raggiunge $T_{\max}$.

I risultati ottenuti mostrano che il processo presenta un ΔT limite di 19°C. Il valore ottenuto risulta estremamente elevato e indica scenari in cui si raggiungono temperature dell'aria superiori ai 40°C durante il giorno.

4.5. Analisi di produttività per una settimana nuvolosa

Negli studi precedenti sono state effettuate ottimizzazioni con i dati meteorologici della prima settimana di luglio, che presenta una bassa nuvolosità. Le produttività risultanti dalle diverse strategie di controllo assumono valori alti e non si discostano molto dalla produttività del caso base. In questo paragrafo si vuole analizzare l'effetto delle strategie di ottimizzazione precedentemente studiate nel caso di situazioni meteorologiche meno favorevoli per la coltivazione. Per effettuare questo studio sono stati utilizzati i dati atmosferici della prima settimana di giugno 2012 a Nizza, la quale presenta un'elevata nuvolosità. In Figura 4.9 è possibile osservare i profili di nuvolosità (Okta) e temperatura dell'aria (°C).

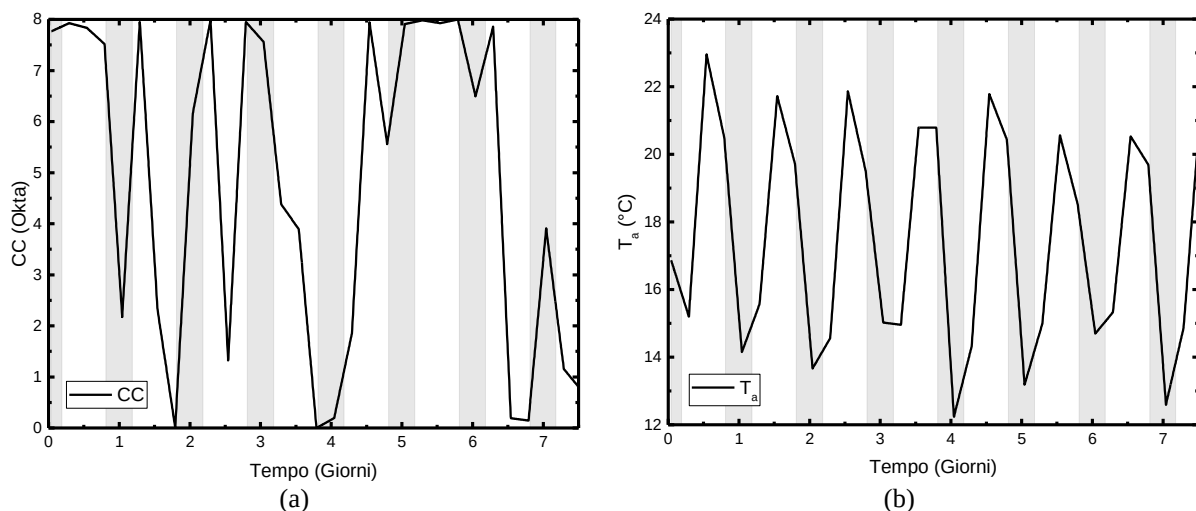


Figura 4.9. Profili di: (a) nuvolosità e (b) temperatura dell'aria della prima settimana di giugno 2012 a Nizza.

Con i dati meteorologici sopra menzionati sono state eseguite le differenti tipologie di ottimizzazione studiate per il caso di studio di luglio. Inizialmente è stata effettuata un'ottimizzazione del caso base, considerando i dati meteorologici esatti. In secondo luogo è stata simulata la settimana di giugno utilizzando l'approccio conservativo descritto nel paragrafo 4.4. Infine il sistema è stato ottimizzato seguendo un approccio *backoff* 3σ , di cui si può osservare il profilo di temperatura e il vincolo dinamico in Figura 4.10.

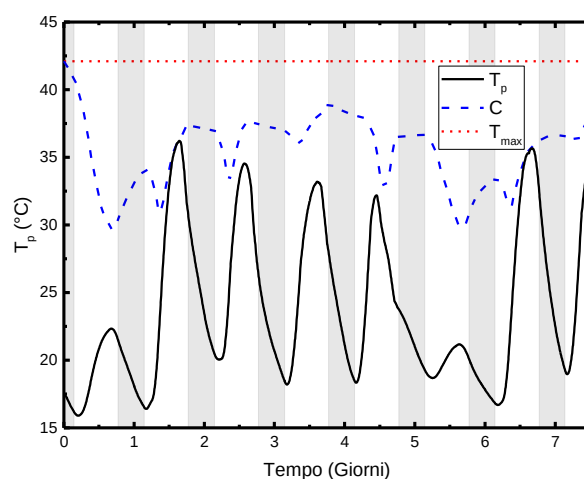


Figura 4.10. Profilo della temperatura della vasca aperta (T_p) con vincolo dinamico (C) risultanti da un'ottimizzazione con *backoff* 3σ della prima settimana di giugno. La linea rossa rappresenta la temperatura massima (T_{max}).

Dal grafico si può osservare come nei giorni di elevata nuvolosità, il primo e il sesto, la temperatura rimanga estremamente bassa. Nei restanti giorni si raggiungono temperature più elevate ma non viene mai raggiunta la temperatura ottimale (escludendo il secondo e il settimo giorno, in cui però si ha l'effetto limitante vincolo dinamico creato dal *backoff*).

In Tabella 4.5 è possibile confrontare le produttività settimanali ottenute nelle tre diverse simulazioni.

Tabella 4.5. Risultati delle simulazioni per la prima settimana di giugno con profili delle variabili di controllo ottenuti da diverse strategie di controllo.

Strategia di controllo	Caso base	Backoff 3σ	Caso conservativo
Produttività (kg/settimana)	27.16	25.72	21.68

I risultati mostrano che, in caso di settimana nuvolosa, l'utilizzo della strategia di controllo conservativa riduce la produttività del processo di 5.48kg (circa 20%), mentre un'ottimizzazione con *backoff* permette di raggiungere produttività più vicine alla produttività del caso base, con una differenza di 1.44 kg (circa 5%).

Si deduce, quindi, che la strategia di controllo conservativa risulta più efficace in caso di condizioni meteorologiche favorevoli, vicine allo scenario limite utilizzato per la sua creazione. Contrariamente, nel caso di condizioni meteorologiche caratterizzate da elevata nuvolosità, questa strategia porta a una netta perdita di produttività rispetto all'ottimizzazione con *backoff*.

4.6. Impatto della temperatura della portata in ingresso

In tutte le simulazioni/ottimizzazioni descritte precedentemente la temperatura della portata in ingresso alla vasca aperta è stata calcolata come media della temperatura dell'aria nel periodo di tempo simulato. La temperatura dell'alimentazione risulta tuttavia un parametro fondamentale per l'ottimizzazione in quanto la portata in ingresso viene utilizzata per raffreddare il processo e, conseguentemente, la quantità di acqua richiesta per il controllo del processo varia in maniera significativa al variare della temperatura assunta nel modello. In questo paragrafo saranno effettuate simulazioni e ottimizzazioni con delle differenti temperature dell'alimentazione.

4.6.1. Effetto di temperature d'ingresso differenti su una strategia di controllo

Una prima analisi degli effetti dovuti alla temperatura d'ingresso selezionata è stata condotta tramite l'applicazione della strategia di controllo conservativa. In questo caso sono state valutate le seguenti 4 temperature dell'alimentazione: 20°C, 25°C, 30°C e T_{in} uguale alla temperatura della vasca, mantenendo sempre gli stessi profili di controllo. I profili di temperatura della vasca risultanti sono rappresentati in Figura 4.11.

Dai risultati ottenuti si può osservare come la variazione di temperatura in ingresso abbia un'enorme influenza sulla temperatura della vasca aperta. La strategia di controllo conservativa realizzata a $T_{in} = 20^\circ\text{C}$, infatti non risulta conservativa negli altri tre casi. In caso di temperatura d'ingresso pari a 25°C si ottiene un risultato vicino alla temperatura ottimale, in caso di temperatura d'ingresso pari a 30°C la temperatura della vasca aperta raggiunge valori vicini a T_{max} . Infine nel caso in cui la temperatura d'ingresso è uguale a quella della vasca aperta si ha il superamento del limite massimo in diverse giornate.

Risulta quindi fondamentale considerare il valore della temperatura in ingresso nelle strategie di controllo analizzate, perché i risultati di ottimizzazioni effettuate con temperature d'ingresso diverse possono essere molto differenti.

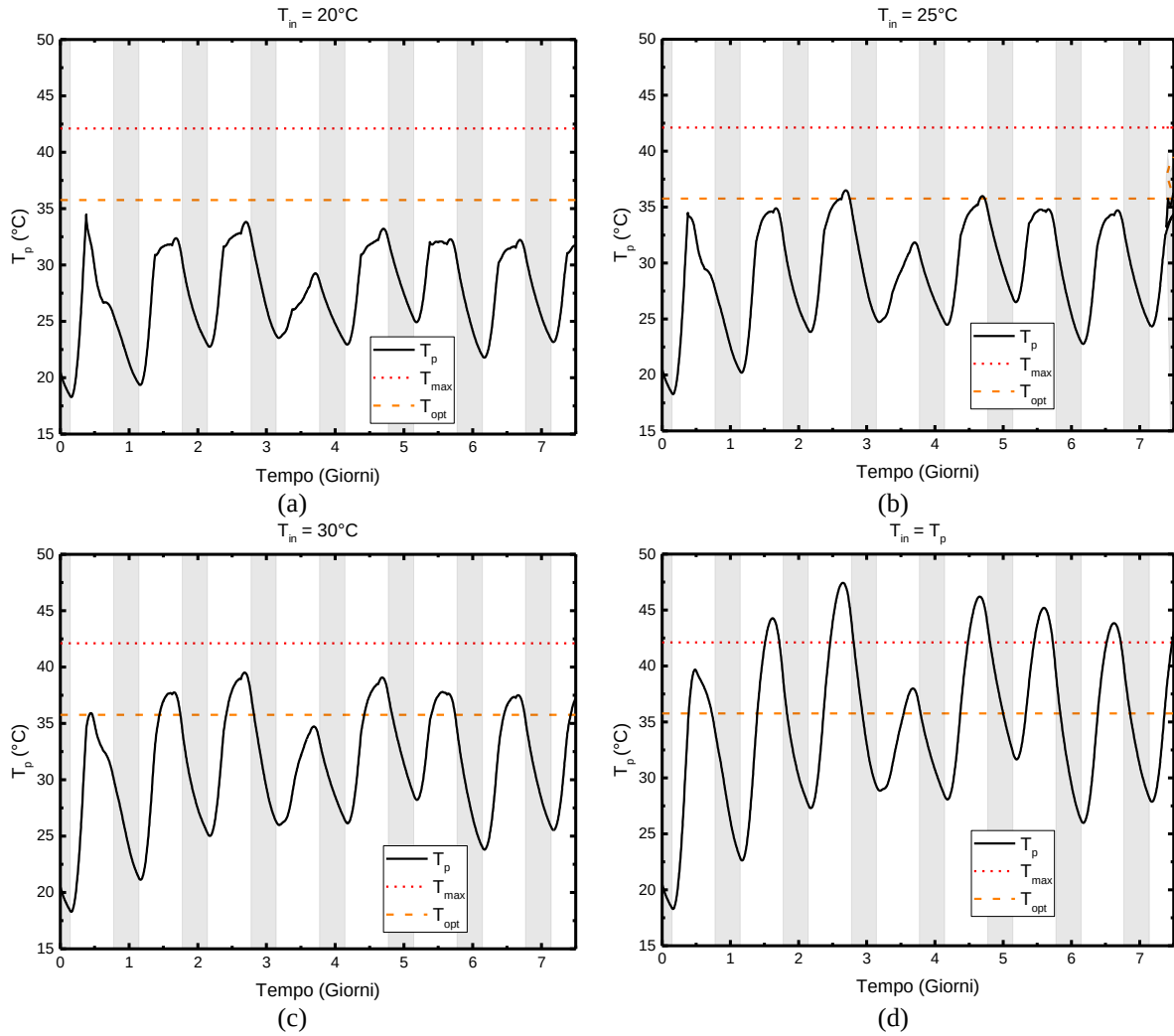


Figura 4.11. Profili di temperatura della vasca aperta simulata con la strategia di controllo conservativa, a diverse temperature di ingresso dell'alimentazione: (a) 20°C ; (b) 25°C ; (c) 30°C ; (d) $T_{in} = T_p$. La linea arancione rappresenta la temperatura ottimale (T_{opt}), mentre quella rossa la temperatura massima (T_{max}).

4.6.2. Strategie di controllo con diverse temperature dell'alimentazione

Dato che il mantenimento di una temperatura di 20°C durante il periodo estivo necessita di un raffreddamento esterno, il processo in tali condizioni richiede costi di raffreddamento non trascurabili. Si vuole quindi analizzare la possibilità di utilizzare temperature d'ingresso differenti effettuando delle ottimizzazioni a due diversi valori, rispettivamente 25°C e 30°C . Le produttività e i consumi di alimentazione ottenuti con le diverse ottimizzazioni sono riassunti in Tabella 4.6. Dai risultati ottenuti si osserva che, in generale, strategie di controllo più conservative portano a consumi idrici maggiori e a produttività minori.

Tabella 4.6. Produttività e consumo di alimentazione con diversi tipi di ottimizzazione per giugno e luglio a diverse temperature d'ingresso.

	Temperatura d'ingresso (°C)	Consumo alimentazione (m ³ settimane ⁻¹)	Produttività (kg settimane ⁻¹)
Ottimizzazione caso base giugno	20	53	27.16
	25	75	27.15
	30	146	27.46
Ottimizzazione caso base luglio	20	110	34.12
	25	146	34.08
	30	246	34.16
Ottimizzazione backoff 3σ giugno	20	106	25.72
	25	161	26.24
	30	235	27.08
Ottimizzazione backoff 3σ luglio	20	128	33.79
	25	148	33.51
	30	294	33.97
Strategia di controllo conservativa giugno	20	213	21.68
	25	257	24.15
	30	432	25.42
Strategia di controllo conservativa luglio	20	213	32.46
	25	257	33.08
	30	432	31.93

Il caso base permette di ottenere la produttività maggiore con consumi ridotti, ma non è utilizzabile nella pratica perché vulnerabile ai possibili errori di previsione. L'ottimizzazione con *backoff* fornisce buoni risultati in termini di produttività e, soprattutto, comporta l'utilizzo di un volume nettamente minore di alimentazione rispetto alla strategia di controllo conservativa. Da notare inoltre l'impatto notevole della temperatura d'ingresso sui consumi: in tutti i casi analizzati la scelta di una corrente in ingresso a 30°C comporta l'utilizzo di un volume più che doppio rispetto allo scenario equivalente a 20°C, mentre i casi a 25°C presentano un comportamento intermedio.

In Appendice B sono descritte diverse strategie di controllo realizzate e sono presentati i profili della variabili di controllo ottenuti (q_{in} e q_{out}) a diverse temperature d'ingresso. Nei sottoparagrafi seguenti sono analizzati nel dettaglio i risultati per le ottimizzazioni con *backoff* e per le strategie di controllo conservative.

4.6.2.1. Ottimizzazione con backoff per il mese di giugno

Sono state effettuate due ottimizzazioni con *backoff* 3σ per il mese di giugno utilizzando temperature d'ingresso pari a 25°C e 30°C. In Figura 4.12 sono presenti i profili di temperatura della vasca aperta e i vincoli dinamici derivanti dal *backoff* per i due casi. Si osserva che il caso a 25°C (Figura 4.12a) presenta un vincolo dinamico più basso rispetto al caso a 30°C (Figura 4.12b). In Figura B.3 in Appendice B è possibile osservare le portate in ingresso ed in uscita dal processo per le diverse temperature.

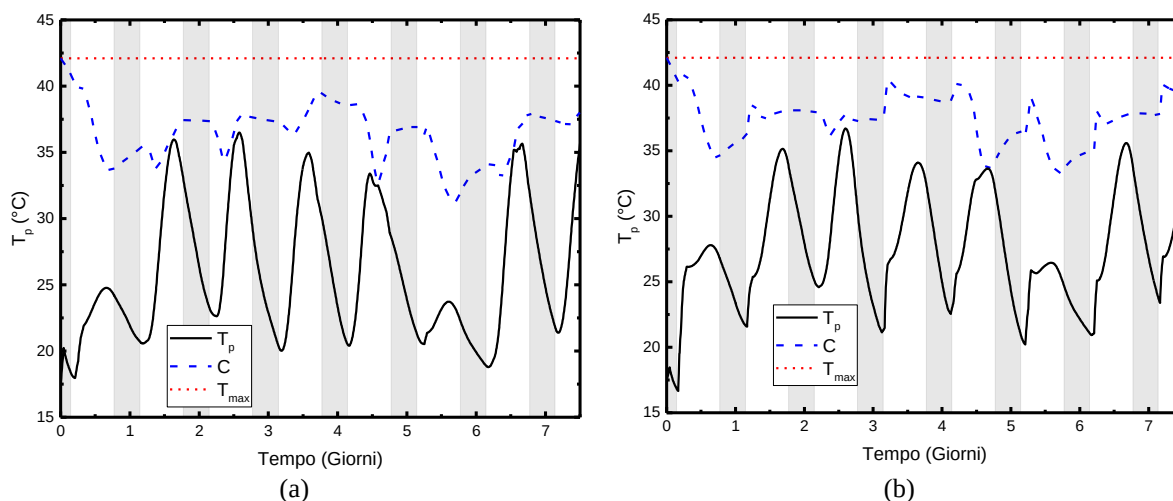


Figura 4.12. Profili della temperatura della vasca aperta (T_p) con vincolo dinamico (C) risultanti da un'ottimizzazione con *backoff* 3σ di giugno con temperatura di alimentazione pari a (a) 25°C e (b) 30°C.

Analizzando i dati presenti in Tabella 4.5 si osserva che la produttività risulta leggermente crescente all'aumentare della temperatura dell'alimentazione. Il consumo idrico del processo con una temperatura d'ingresso pari a 30°C è più del doppio rispetto al caso a 20°C, mentre il caso a 25°C presenta un valore intermedio.

4.6.2.2. Ottimizzazione con backoff per il mese di luglio

Come per il caso di giugno, è stata effettuata un'ottimizzazione con *backoff* 3σ con temperature in ingresso pari a 25°C e 30°C anche per il mese di luglio. In Figura B.4 in Appendice B è possibile osservare le portate in ingresso ed in uscita dal processo per le diverse temperature confrontati con i profili ottimizzati con una temperatura d'ingresso di 20°C.

I profili di temperatura della vasca aperta e i vincoli dinamici derivanti dal *backoff* sono presentati in Figura 4.13. Si osserva che nel caso a 30°C (Figura 4.13b) il vincolo dinamico risulta più alto, e quindi meno limitante, rispetto al caso a 25°C (Figura 4.13a), coerentemente con il caso di studio del mese di giugno precedentemente analizzato. Questo comporta temperature inferiori nel primo e nel quarto giorno, in cui il *backoff* limita l'innalzamento della temperatura della vasca.

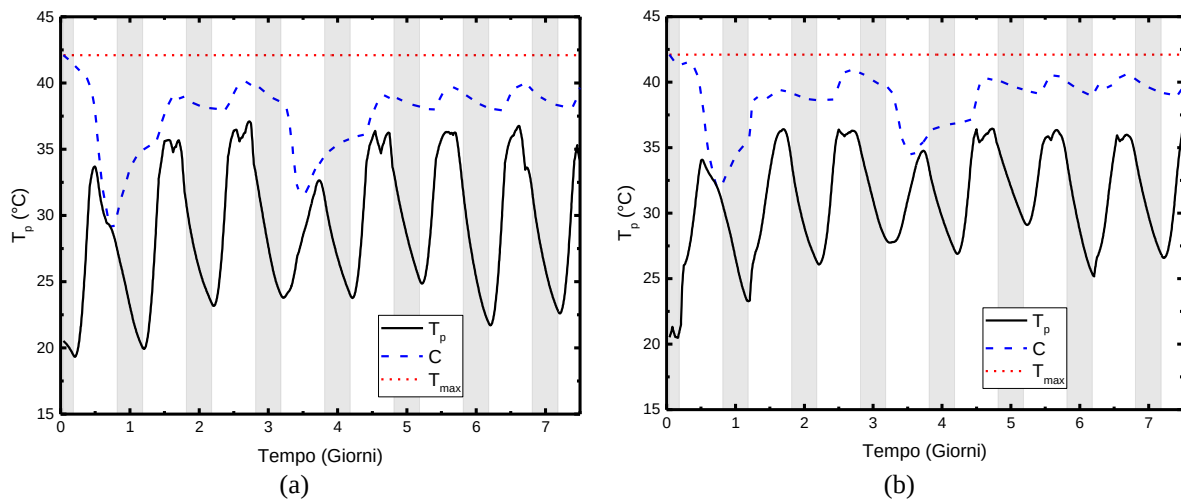


Figura 4.13. Profilo della temperatura della vasca aperta (T_p) con vincolo dinamico (C) risultanti da un'ottimizzazione con backoff 3σ della prima settimana di luglio con temperatura di alimentazione pari a 25°C (a) e 30°C (b).

Coerentemente con i casi precedentemente analizzati, il processo con temperatura d'ingresso superiore comporta portate maggiori, e quindi un consumo di alimentazione superiore, come si può osservare in Tabella 4.5. I consumi idrici sono coerenti con i casi precedentemente analizzati e la produttività risulta quasi invariata.

4.6.2.3. Strategia di controllo conservativa

Infine sono stati realizzate strategie di controllo conservative utilizzando differenti temperature d'ingresso. Anche questo risultato è confrontato con i rispettivi profili realizzati con temperatura d'ingresso pari a 20°C (Figura B.5 in Appendice B). Come nel caso precedentemente analizzato, le portate del processo con temperature d'ingresso superiori sono maggiori.

In Tabella 4.5 si possono confrontare il consumo di alimentazione e le produttività per simulazioni di luglio e giugno alle diverse temperature. Il consumo idrico di questa strategia di controllo risulta molto più elevato rispetto ai casi precedenti. Le produttività del mese di luglio presentano un valore simile, mentre nel mese di giugno il caso a 20°C fornisce un valore nettamente inferiore rispetto alle altre due temperature.

4.6.3. Ottimizzazione della temperatura in ingresso per il mese di luglio

I risultati precedenti hanno dimostrato che la temperatura della portata in ingresso alla vasca aperta influenza notevolmente i profili ottimizzati delle variabili di controllo. In questo paragrafo è stata eseguita un'ottimizzazione in cui, oltre alle portate in ingresso e in uscita (q_{in} e q_{out}), anche la temperatura dell'alimentazione è stata considerata una variabile di controllo da ottimizzare (considerata come grandezza costante durante la simulazione). Il valore di

temperatura d'ingresso ottimale risulta pari a 4°C. In Tabella 4.7 sono presentati i risultati (consumo idrico e produttività) ottenuti da una simulazione effettuata con la strategia di controllo che prevede una T_{in} pari a 4°C, e sono confrontati con simulazioni ad altre temperature.

Tabella 4.7. *Produttività e consumo di alimentazione per simulazioni del caso base della prima settimana di luglio con temperature d'ingresso pari a 4, 20, 25 e 30 °C.*

Temperatura d'ingresso (°C)	4	20	25	30
Produttività (kg)	34.22	34.12	34.08	34.16
Consumo alimentazione (m ³)	61	110	145	246

Dai risultati si può osservare che la temperatura ottimizzata di 4°C non porta ad un aumento della produttività, la quale è comparabile ai casi ad altre temperature. Invece si ha un effetto nel consumo idrico, che risulta quasi la metà rispetto al caso a 20°C. Si deduce che, per il caso base, non è possibile agire sulla temperatura d'ingresso per ottenere produttività più elevate. Contrariamente, si ha un forte effetto sul consumo idrico, il quale si riduce drasticamente in caso di temperature inferiori.

4.7. Analisi della concentrazione in uscita

La concentrazione di biomassa nella corrente in uscita dalla vasca aperta è una variabile importante per le successive separazioni. Infatti la concentrazione della biomassa incide per una quota pari al 20-30% dei costi totali di produzione (Molina Grima, 2003) e una maggiore concentrazione in uscita dalla vasca permette di ridurre i costi di separazione.

Le strategie di controllo sviluppate in questo lavoro comportano consumi idrici molto differenti, anche per produttività settimanali simili. Questo risultato mostra pertanto come le concentrazioni in uscita dal reattore siano spesso diverse e in alcuni casi persino limitanti per il processo di separazione.

In Tabella 4.8 sono elencate le concentrazioni medie settimanali ottenute per le diverse strategie di controllo analizzate e per le diverse temperature dell'alimentazione.

I dati riportati dimostrano che le strategie di controllo che prevedono temperature in ingresso più elevate portano a concentrazioni in uscita nettamente inferiori rispetto agli altri casi. La concentrazione ottenuta per i casi a 30°C è quasi la metà rispetto ai casi a 20°C, il che comporta una complicazione dei processi di separazione successivi e un aumento dei costi. Inoltre, si osserva come strategie meno conservative portino a concentrazioni superiori.

L'ottimizzazione del caso base fornisce le concentrazioni più elevate, oltre che le produttività migliori e i consumi idrici minori. Al contrario, la strategia di controllo conservativa fornisce

le concentrazioni in uscita minori, le produttività minori e i consumi idrici maggiori. L'ottimizzazione con *backoff* 3σ presenta delle caratteristiche intermedie.

Tabella 4.8. Concentrazione media in uscita e consumo di alimentazione per diversi tipi di ottimizzazione per giugno e luglio a diverse temperature d'ingresso.

	Temperatura d'ingresso (°C)	Concentrazione media (kg m ⁻³)	Produttività (kg settimane ⁻¹)
Ottimizzazione caso base giugno	20	0.49	27.16
	25	0.39	27.15
	30	0.22	27.46
Ottimizzazione caso base luglio	20	0.33	34.12
	25	0.26	34.08
	30	0.17	34.16
Ottimizzazione backoff 3σ giugno	20	0.28	25.72
	25	0.21	26.24
	30	0.15	27.08
Ottimizzazione backoff 3σ luglio	20	0.28	33.79
	25	0.25	33.51
	30	0.14	33.97
Strategia di controllo conservativa giugno	20	0.14	21.68
	25	0.13	24.15
	30	0.08	25.42
Strategia di controllo conservativa luglio	20	0.18	32.46
	25	0.16	33.08
	30	0.10	31.93

Il confronto tra le due strategie di controllo proposte in questo lavoro evidenzia i migliori risultati dell'ottimizzazione *backoff* 3σ in merito alla produttività, al consumo idrico e alla concentrazione in uscita dalla vasca. Inoltre, la temperatura di 20°C risulta la migliore per l'alimentazione in termini di produttività, consumo idrico e concentrazione in uscita. Nel capitolo successivo sono analizzati i costi associati alle metodologie di controllo proposte al fine di effettuare un confronto anche in termini economici.

Capitolo 5

Analisi economica

In questo capitolo sono analizzati i costi del processo, al fine di confrontare l'impatto economico delle diverse strategie di controllo sviluppate nel capitolo precedente. Inizialmente vengono descritti i costi considerati in questa analisi e le assunzioni effettuate. Successivamente vengono elencate le equazioni utilizzate per il dimensionamento delle apparecchiature e il calcolo dei costi d'installazione e d'esercizio. Infine sono presentati e analizzati i costi relativi alle diverse logiche di controllo sviluppate.

5.1. Descrizione dei costi considerati

Per comparare i costi legati alle diverse strategie di controllo sviluppate e analizzate nel capitolo precedente è stata effettuata un'analisi economica. Dato che in questo lavoro le variabili di controllo considerate e ottimizzate sono le portate d'ingresso e d'uscita (q_{in} e q_{out}), l'analisi economica si basa unicamente sui costi relativi a queste variabili. In Figura 5.1 si può osservare la schematizzazione del processo di produzione considerato.

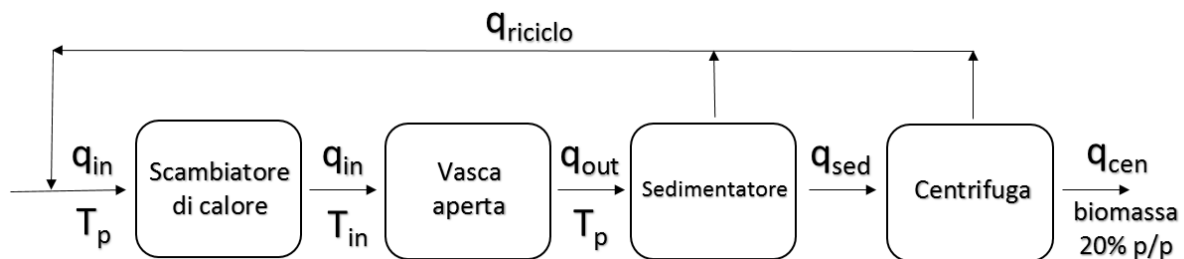


Figura 5.1. Sezione di crescita e concentrazione di un impianto di produzione di biodiesel da microalghe.

I costi considerati riguardano gli scambiatori di calore, il sedimentatore e la centrifuga. Gli scambiatori di calore sono utilizzati per raffreddare l'alimentazione alla temperatura T_{in} necessaria a evitare il surriscaldamento della vasca. Gli scambiatori prevedono costi di installazione legati all'area di scambio necessaria e costi operativi dipendenti dalla quantità di acqua di raffreddamento utilizzata. Si assume che la temperatura dell'alimentazione in ingresso allo scambiatore sia pari alla temperatura della vasca T_p . Il sedimentatore raccoglie l'acqua in

uscita dalla vasca, con le alghe in sospensione. Dato che nella fase di ottimizzazione è stata considerata una vasca di medie dimensioni (superficie pari a 100 m^2) per il dimensionamento e il calcolo dei costi di installazione, si ipotizza che il sedimentatore venga alimentato da 50 vasche. I costi operativi sono trascurati in quanto il costo dei flocculanti necessari per la separazione non è significativo rispetto alle altre voci di costo. La centrifuga riceve la corrente che esce dal fondo del sedimentatore, per cui i costi operativi e di installazione sono calcolati sulla base di questa portata. Non sono stati presi in considerazione i costi di installazione della vasca in quanto indipendenti dalle portate. Si precisa inoltre che i costi legati al sistema di pompaggio sono stati trascurati in quanto hanno un effetto modesto sull'impatto economico dell'impianto. I costi relativi ai nutrienti necessari per la crescita non sono calcolati perché costanti per unità di biomassa prodotta, mentre si assume che i costi dell'acqua alimentata al sistema siano trascurabili. Si suppone, inoltre, che il sedimentatore e la centrifuga portino la concentrazione in uscita a valori pari o superiore a 20% in peso secco, indipendentemente dalla concentrazione di biomassa estratta dalla vasca aperta.

5.2. Calcolo dei costi

In questo paragrafo sono definite le equazioni utilizzate per il calcolo dei costi delle diverse apparecchiature considerate. Al fine di confrontare voci di costo dimensionalmente incongruenti è possibile “annualizzare” i costi d'installazione, esprimendoli in $\$ \text{anni}^{-1}$. Per effettuare questa trasformazione è necessario definire un fattore di annualizzazione del capitale investito (*capital change factor*, CCF) espresso in anni^{-1} . Per un'analisi preliminare e semplificata è possibile utilizzare un CCF pari a $1/3 \text{ anni}^{-1}$. Successivamente i costi d'installazione annualizzati sono stati trasformati in costi settimanali, dividendoli per il numero di settimane lavorative che compongono un anno. A titolo esemplificativo viene riportata l'equazione usata per il calcolo dei costi totali di una generica apparecchiatura:

$$CT_{app} = CO_{app} + \frac{CI_{app} \cdot CCF}{39}, \quad (5.1)$$

dove CT_{app} è il costo totale settimanale dell'apparecchiatura ($\$ \text{settimane}^{-1}$), CO_{app} è il costo d'esercizio settimanale ($\$ \text{settimane}^{-1}$), CI_{app} è il costo d'installazione (\$) e 39 è il numero di settimane lavorative in un anno ($\text{settimane} \text{ anni}^{-1}$), considerando la sospensione del processo produttivo durante i mesi invernali.

5.2.1. Scambiatore di calore

La valutazione del costo d'esercizio dello scambiatore è effettuata calcolando il costo dell'acqua refrigerata necessaria. Il calcolo della portata volumetrica di refrigerazione viene effettuato attraverso il seguente bilancio di energia:

$$q_{in}(T_p - T_{in}) = q_{cool}\Delta T_{cool}, \quad (5.2)$$

dove q_{cool} è la portata volumetrica di acqua refrigerata e ΔT_{cool} la sua differenza di temperatura tra ingresso e uscita, pari a 10°C (da 5 a 15 °C). Il costo operativo è ottenuto moltiplicando il prezzo dell'acqua raffreddata per la quantità della stessa utilizzata nel periodo di tempo simulato:

$$CO_{exc} = N_{pond} C_{cool} \int_0^{\tau} q_{cool} dt, \quad (5.3)$$

dove CO_{exc} è il costo d'esercizio dello scambiatore (\$settimane⁻¹) per il periodo di tempo simulato τ pari ad una settimana, N_{pond} è il numero di vasche simulate e che alimentano un sedimentatore, mentre C_{cool} è il costo dell'acqua refrigerata, pari a 0.313 \$ m⁻³ (Domenicali, 2013). Per il calcolo del costo d'installazione è necessario conoscere l'area dello scambiatore, che si può derivare dalla seguente espressione:

$$Area_{exc} = 10 \frac{Q_{exc}}{U \Delta T_{ml}}, \quad (5.4)$$

dove $Area_{exc}$ è l'area di scambio termico dello scambiatore (m²) e U è il coefficiente di scambio termico globale, considerato pari a 625 W K⁻¹ m⁻² (Domenicali, 2013), Q_{exc} è moltiplicato per 10 perché ogni scambiatore tratta l'alimentazione di 10 vasche aperte. Q_{exc} e ΔT_{ml} sono la quantità di calore scambiato (W) e la differenza di temperatura media logaritmica (°C), definiti come:

$$Q_{exc} = c_{p,w} q_{exc} (T_{p,max} - T_{in}), \quad (5.5)$$

$$\Delta T_{ml} = \frac{(T_{p,max} - T_{in}) - \Delta T_{cool}}{\ln [(T_{p,max} - T_{in}) / \Delta T_{cool}]}, \quad (5.6)$$

dove la $T_{p,max}$ utilizzata per il calcolo è pari a 36°C, temperatura ottimale e teoricamente valore massimo raggiunto durante l'esercizio. La portata volumetrica q_{exc} utilizzata per il dimensionamento è pari al minimo tra $q_{in,max}$, che rappresenta il valore massimo di q_{in} previsto dalla strategia di controllo, e $q_{buffer,max}$ valore massimo settimanale di q_{buffer} , il quale è definito

come il media giornaliera di q_{in} nel periodo di tempo in cui q_{in} ha valore diverso da 0 aumentata del 30% per necessario sovradimensionamento:

$$q_{buffer} = 1.3 \frac{\int_{t_1}^{t_2} q_{in} dt}{t_2 - t_1}, \quad (5.8)$$

dove t_1 è l'istante di tempo in cui per la prima volta nella giornata q_{in} è diverso da zero e t_2 è l'istante di tempo in cui per l'ultima volta nella giornata q_{in} ha un valore diverso da zero. La portata volumetrica q_{buffer} è il flusso in entrata ad un serbatoio tampone posizionato dopo lo scambiatore e prima della vasca aperta, il quale permette di utilizzare una portata volumetrica costante in ingresso allo scambiatore ed evitare picchi elevati di portata che portano a uno scambiatore di dimensioni maggiore e a costi d'installazione superiori.

Infine viene calcolato il costo di installazione con la seguente correlazione (Douglas, 1988):

$$CI_{exc} = \frac{N_{pond}}{10} \left(\frac{M \& S}{280} \right) 101.3(2.29 + F_c) Area_{exc}^{0.65}, \quad (5.9)$$

dove CI_{exc} è il costo di installazione dello scambiatore (\$), $Area_{exc}$ è l'area di scambio termico in piedi quadrati (ft^2), F_c è il fattore correttivo (pari a 1), mentre $M \& S$ è l'indice di costo di Marshall & Swift, ricavato da Domenicali (2013) e pari a 2205. Il costo del singolo scambiatore viene moltiplicato per il numero di scambiatori necessari, ottenuto dividendo il numero delle vasche N_{pond} per 10, numero di vasche alimentate da ogni scambiatore.

5.2.2. Sedimentatore

Il sedimentatore raccoglie le portate in uscita da 50 diverse vasche aperte uguali a quella simulata in questo lavoro. Si assume che la corrente in uscita dal fondo abbia una concentrazione 5 volte superiore alla sospensione in ingresso. Per dimensionare questa apparecchiatura si suppone che il volume trattato corrisponda a quello estratto dalla vasca durante il giorno precedente. È stato pertanto necessario calcolare i volumi giornalieri trattati nella settimana analizzata e il valore giornaliero maggiore viene utilizzato per il dimensionamento. Il calcolo dell'area del sedimentatore è effettuato tramite avviene tramite la seguente equazione:

$$Area_{sed} = \frac{V_{max} N_{pond}}{h_{sed}}, \quad (5.10)$$

dove $Area_{sed}$ è l'area del sedimentatore (m^2), V_{max} è il volume massimo giornaliero di coltura estratto dalla vasca aperta durante la settimana analizzata (m^3) e h_{sed} è la profondità del sedimentatore, ipotizzata pari a 6 m.

Il calcolo del costo d'installazione è effettuato tramite la seguente espressione (Sharma, 2010):

$$CI_{sed} = -0.0005Area_{sed}^2 + 86.89Area_{sed} + 182801, \quad (5.11)$$

dove CI_{sed} è il costo di installazione del sedimentatore (\$) e $Area_{sed}$ è l'area espressa in piedi quadrati (ft^2). I costi d'esercizio, principalmente legati all'uso di flocculanti per favorire la separazione, non sono stati considerati perché trascurabili rispetto al costo d'installazione.

5.2.3. Centrifuga

La corrente in uscita dal fondo del sedimentatore necessita di un'ulteriore separazione al fine di raggiungere una concentrazione del 20% in peso secco necessaria per i trattamenti successivi. In questa simulazione viene utilizzato un decantatore centrifugo, il quale permette di passare dalla concentrazione uscente dal sedimentatore (circa 2%) ad una concentrazione superiore al 20% (Molina Grima, 2003). Il calcolo della portata in ingresso a questa apparecchiatura viene effettuato partendo dal volume totale del sedimentatore. Con l'ipotesi che il sedimentatore aumenti la concentrazione di 5 volte il volume da trattare giornalmente risulta pari a un quinto del volume presente nel sedimentatore. Si considera, inoltre, che le operazioni vengano svolte per la durata di 16 ore al giorno (due turni lavorativi). È così possibile calcolare la portata alimentata alla centrifuga q_{sed} :

$$q_{sed} = \frac{V_{max} N_{pond}}{5t_{op}}, \quad (5.12)$$

dove t_{op} è la durata delle operazioni in secondi (pari a 57600 s = 16 ore) e 5 è il fattore di concentrazione. Il calcolo dei costi d'installazione e d'esercizio del decantatore centrifugo avviene tramite le seguenti equazioni, che utilizzano la portata in ingresso espressa in gpm (Sharma, 2010):

$$CI_{cen} = 0.0133q_{sed}^3 + 12.685q_{sed}^2 + 5635.3q_{sed} + 411407, \quad (5.13)$$

$$CO_{cen} = \frac{19829q_{sed}^{0.4168}}{39}, \quad (5.14)$$

dove CI_{cen} è il costo di installazione della centrifuga (\$) e CO_{cen} è il costo d'esercizio settimanale della centrifuga (\$settimane⁻¹), ottenuto dal costo annuale d'esercizio diviso per 39 (settimane anni⁻¹), cioè il numero di settimane lavorative in un anno.

5.2.4. Costo per unità di biomassa

Al fine di effettuare un confronto tra logiche di controllo che portano a produttività differenti è necessario calcolare il costo del processo per unità di biomassa prodotta. Tuttavia in questa analisi sono considerati solo costi che variano in funzione della strategia di controllo utilizzata, con conseguente impossibilità di quantificare un costo totale per unità prodotta. Per questo motivo il costo di produzione per unità di biomassa C_t ($\$ \text{kg}^{-1}$) è stato diviso in due componenti:

$$C_t = C_v + C_c. \quad (5.15)$$

La prima (C_v) considera le voci di costo dipendenti dalle portate in gioco nella fase di coltivazione e concentrazione ($\$ \text{kg}^{-1}$) analizzate in questo paragrafo. La seconda (C_c) rappresenta tutti gli altri costi indipendenti dal controllo della vasca aperta ($\$ \text{kg}^{-1}$), come il costo d'installazione della vasca stessa, il costo dei nutrienti e i costi del processo a valle della centrifuga. Per la comparazione di due diverse strategie di controllo viene quindi usato esclusivamente il valore C_v , definito come:

$$C_v = \frac{CT_{exc} + CT_{sed} + CT_{cen}}{N_{pond} P_{net}}, \quad (5.16)$$

dove P_{net} è la produttività netta della vasca aperta al termine della simulazione definita nel paragrafo 2.3. Il valore di C_c non è stato calcolato. È possibile suddividere C_v in tre componenti legate alle tre differenti apparecchiature considerate, in modo da comparare i diversi contributi:

$$C_{v,exc} = \frac{CT_{exc}}{N_{pond} P_{net}}, \quad (5.17)$$

$$C_{v,sed} = \frac{CT_{sed}}{N_{pond} P_{net}}, \quad (5.18)$$

$$C_{v,cen} = \frac{CT_{cen}}{N_{pond} P_{net}}, \quad (5.19)$$

dove $C_{v,exc}$ è il costo degli scambiatori per unità di biomassa ($\$ \text{kg}^{-1}$), $C_{v,sed}$ è il costo del sedimentatore per unità di biomassa ($\$ \text{kg}^{-1}$) e $C_{v,cen}$ è il costo della centrifuga per unità di biomassa ($\$ \text{kg}^{-1}$).

5.3. Risultati

Utilizzando le equazioni presentate nel paragrafo precedente è stato calcolato C_v ($\$ \text{kg}^{-1}$), cioè il costo dipendente dalle variabili di controllo per unità di biomassa, per il processo ottimizzato con *backoff* 3σ o simulato con la strategia di controllo conservativa, con temperatura dell'alimentazione pari a 20, 25 e 30 °C nei due mesi estivi studiati in questo lavoro.

5.3.1 Analisi di luglio

È stata analizzato il mese di luglio perché presenta le condizioni atmosferiche più favorevoli, le quali portano a produttività più elevate ma anche a costi maggiori per il controllo di temperatura. I risultati sono presentati in Tabella 5.1.

Tabella 5.1. Costo dipendente per unità di biomassa C_v per il processo ottimizzato con *backoff* 3σ e simulato con la strategia di controllo conservativa con temperatura dell'alimentazione di 20, 25 e 30°C per il mese di luglio.

Costo dipendente per unità di biomassa C_v ($\$ \text{kg}^{-1}$)			
	Temperatura d'ingresso 20°C	Temperatura d'ingresso 25°C	Temperatura d'ingresso 30°C
Ottimizzazione <i>backoff</i> 3σ	13.76	12.11	15.32
Strategia di controllo conservativa	16.07	16.22	22.63

Il costo minore si osserva per il caso *backoff* 3σ a 25°C ed è pari a 12.11 $\$ \text{kg}^{-1}$, mentre il caso a 20°C presenta un costo superiore del 14%. Diversamente, per la strategia di controllo conservativa la differenza tra 20°C e 25°C è ridotta, ma entrambe presentano costi più elevati, rispettivamente superiori del 33% e 34% rispetto al caso con *backoff* 3σ a 25°C. Si nota come le strategie di ottimizzazione applicate nel caso di temperatura pari a 30 °C presentino il costo più elevato in entrambi i casi, portando ad un aumento di C_v del 26% per il caso *backoff* 3σ e del 88% per la strategia di controllo conservativa rispetto al caso con *backoff* 3σ a 25°C. Il risultato peggiore dei casi a 30°C è dovuto alla necessità di utilizzare portate più elevate per operare in modo conservativo, con conseguente aumento delle dimensioni delle apparecchiature e costi di esercizio superiori.

Per analizzare nel dettaglio la differenza tra i costi per unità di biomassa dei casi *backoff* 3σ a 20 e 25°C è necessario un confronto tra le due strategie di controllo, al fine di comprendere se questi valori siano dovuti effettivamente a un migliore rendimento dell'alimentazione a 25°C

oppure ad altri fattori legati all'ottimizzazione. Si ricorda infatti che quest'ultima è effettuata sulla produttività e non sui costi.

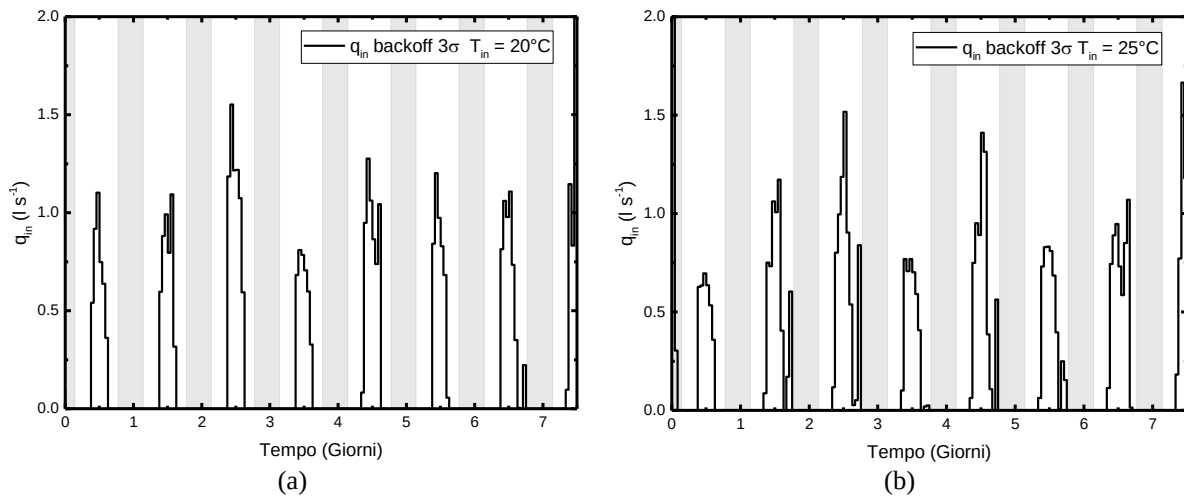


Figura 5.1. Profili di portata in ingresso q_{in} per ottimizzazioni con backoff 3σ effettuate con una temperatura d'ingresso di: (a) 20°C e (b) 25°C .

In Figura 5.1 sono analizzate i profili di q_{in} delle due strategie di controllo. Si osserva che i picchi più alti dei due casi sono di pari altezza, ma il caso a 25°C presenta picchi più larghi rispetto al caso a 20°C , quindi un tempo maggiore in cui sono distribuite le portate in ingresso alla vasca aperta. La portata volumetrica utilizzata per il dimensionamento degli scambiatori di calore q_{exc} è pari al valore minimo tra $q_{in,max}$ e $q_{buffer,max}$. Dal momento che $q_{in,max}$ tra i due casi è uguale (altezza uguale del picco più alto), la causa principale del diverso costo degli scambiatori, e quindi della differenza di C_v , è il valore di q_{buffer} . Nel caso a 25°C il calcolo di q_{buffer} viene effettuato dividendo un consumo idrico leggermente più elevato per un tempo superiore, causando una portata media inferiore e quindi a minori costi di installazione.

Tabella 5.2. Costo dipendente per unità di biomassa C_v per il processo ottimizzato con backoff 3σ e simulato con la strategia di controllo conservativa con temperatura dell'alimentazione di 20, 25 e 30°C per il mese di luglio senza serbatoio tampone.

Costo dipendente per unità di biomassa C_v ($\text{\$ kg}^{-1}$)			
	Temperatura d'ingresso 20°C	Temperatura d'ingresso 25°C	Temperatura d'ingresso 30°C
Ottimizzazione backoff 3σ	13.76	13.31	18.50
Strategia di controllo conservativa	16.07	16.22	22.63

Sono stati calcolati i costi dipendenti del processo simulato senza ricorrere a un serbatoio tampone, quindi utilizzando $q_{in,max}$ come q_{exc} , al fine di valutare l'effetto economico di distribuzioni delle portate differenti. I risultati sono presentati in Tabella 5.2.

Il valore di C_v ottenuto per il caso *backoff* 3 σ a 25°C senza serbatoio tampone risulta pari a 13.31 \$ kg⁻¹, quindi superiore del 10% allo stesso caso con serbatoio tampone e molto vicino al C_v del caso a 20°C. La restante differenza tra il C_v del caso a 20°C e quello del caso a 25°C è dovuta ad altri aspetti del processo. Inoltre si osserva che anche il caso a 30°C presenta un costo dipendente maggiore (circa 20%) rispetto allo stesso caso con serbatoio tampone.

Analizzando i costi del processo senza serbatoio tampone si ottengono dei risultati più in linea con quanto logicamente intuibile e i C_v calcolati per i casi a 20 e 25°C presentano valori simili, leggermente migliori per il caso a 25°C. Si vuole ricordare che il caso a 25°C presenta una concentrazione in uscita dalla vasca aperta leggermente inferiore al caso a 20°C, come descritto nel paragrafo 4.7, dato che non è considerato in questa analisi e che può portare ad un maggiore difficoltà del processo di concentrazione.

Anche se i risultati indicano una certa coerenza nei vari casi analizzati, è importante osservare che le variabili di controllo sono state ottimizzate per garantire la massima produttività e non la massima prestazione economica. E' quindi probabile l'esistenza di una diversa logica di controllo in grado di produrre risultati economicamente più convenienti. Allo stesso modo, non è possibile stabilire con certezza che il caso *backoff* 3 σ a 25°C sia effettivamente caratterizzata da costi inferiori rispetto al caso a 20°C, visto che il risultato sembra determinato da alcune specifiche dei profili di controllo (la distribuzione delle portate). Pertanto, anche se questo lavoro sembrerebbe suggerire un ottimo operativo della temperatura dell'alimentazione tra 20 e 30°C, sono necessarie delle analisi più approfondite e un'ottimizzazione di tipo economico (meno semplificata di quella attuale) per trarre delle conclusioni definitive. Detto questo, risulta evidente che una strategia di tipo conservativo comporta delle prestazioni che in termini economici sono nettamente inferiori a quelle di un'ottimizzazione con *backoff* e che potrebbero diventare ancor meno soddisfacenti nel caso si effettui una ottimizzazione economica. E' quindi evidente come tale strategia non possa quindi essere implementata se non a costo di perdite di profitto inaccettabili.

5.3.2. Analisi di giugno

Viene effettuata la stima del costo dipendente per unità di biomassa per la prima settimana di giugno, che presenta condizioni atmosferiche differenti e meno favorevoli.

I valori di C_v risultanti sono riportati in Tabella 5.3. Si nota che la strategia di controllo conservativa fornisce costi dipendenti per unità di biomassa molto elevati rispetto al caso *backoff* 3 σ , come evidenziato anche per il caso di luglio. Riguardo le temperature, entrambi i casi a 30°C risultano in costi maggiori, anch'essi coerenti con i risultati del mese di luglio.

Tabella 5.3. Costo dipendente per unità di biomassa C_v per il processo ottimizzato con backoff 3σ e simulato con la strategia di controllo conservativa con temperatura dell'alimentazione di 20, 25 e 30°C per il mese di giugno.

Costo dipendente per unità di biomassa C_v (\$ kg ⁻¹)			
	Temperatura d'ingresso 20°C	Temperatura d'ingresso 25°C	Temperatura d'ingresso 30°C
Ottimizzazione backoff 3σ	15.13	15.12	15.49
Strategia di controllo conservativa	23.38	20.89	24.36

I casi a 20°C e 25°C forniscono un C_v molto simile per il caso *backoff* 3σ . Per la strategia di controllo conservativa, invece, con queste due temperature si ottengono risultati molto differenti, questo comportamento è dato dalla bassa produttività ottenuta nel caso a 20°C, analizzata nel paragrafo 4.5, che porta a costi per unità di biomassa maggiori.

Sono riportati in Tabella 5.4 i costi calcolati senza l'ausilio di un serbatoio tampone dopo lo scambiatore di calore per il mese di giugno, quindi utilizzando $q_{in,max}$ come q_{exc} . Dai risultati si osserva l'assenza del serbatoio tampone porta ad un aumento dei C_v nei casi *backoff* 3σ a 20, 25 e 30°C. Questo è dovuto alla presenza di elevati picchi nel profilo di q_{in} in queste strategie di controllo, osservabili in Figura B.4 in Appendice B. Il valore di C_v superiore del caso a 25°C rispetto al caso a 20°C dipende dalla differente altezza dei picchi, infatti la presenza di un serbatoio tampone porta ad un annullamento dell'effetto dei picchi e a risultati molto simili per questi due casi come presentato in Tabella 5.3.

Tabella 5.4. Costo dipendente per unità di biomassa C_v per il processo ottimizzato con backoff 3σ e simulato con la strategia di controllo conservativa con temperatura dell'alimentazione di 20, 25 e 30°C per il mese di giugno senza serbatoio tampone.

Costo dipendente per unità di biomassa C_v (\$ kg ⁻¹)			
	Temperatura d'ingresso 20°C	Temperatura d'ingresso 25°C	Temperatura d'ingresso 30°C
Ottimizzazione backoff 3σ	17.71	19.72	23.91
Strategia di controllo conservativa	23.38	20.89	24.36

Questa analisi ha confermato i risultati ottenuti nel caso di luglio. La strategia di controllo conservativa porta a C_v nettamente superiori. L'utilizzo di una temperatura d'ingresso pari a 30°C aumenta notevolmente i costi a causa delle elevate portate in gioco. I casi *backoff* 3σ a 20 e 25°C forniscono i risultati più promettenti.

I risultati ottenuti presentano un margine di incertezza e risulta difficile definire quale di queste due temperature possa portare a risultati migliori per un'ottimizzazione economica. L'incertezza è dovuta al fatto che i profili delle variabili di controllo analizzati sono stati ottenuti in seguito ad un'ottimizzazione della produttività e presentano caratteristiche molto differenti tra loro che hanno un forte impatto economico.

Conclusioni

In questo lavoro di Tesi è stato affrontato il problema dell'ottimizzazione della produttività di una coltura di microalghe in vasca aperta descritta tramite un modello che utilizza previsioni meteorologiche affette da errore.

Il lavoro svolto ha mostrato come, in particolare per i mesi estivi, un'errata previsione di nuvolosità possa portare a un innalzamento indesiderato della temperatura con il rischio di causare la morte dei microorganismi coltivati. Questo comportamento è dovuto al fatto che l'ottimizzazione di una giornata nuvolosa prevede di agire sulle variabili di controllo riducendo la profondità della vasca in modo tale da permettere il raggiungimento della temperatura ottimale anche in presenza di un basso irraggiamento solare. Ne consegue che, in caso di errore di previsione e quindi nuvolosità minore nel caso reale, l'irraggiamento più intenso porta ad un innalzamento incontrollato della temperatura con i conseguenti rischi sopra elencati.

L'utilizzo di simulazioni stocastiche ha permesso di quantificare la probabilità di raggiungere scenari critici in seguito all'alterazione dei dati meteorologici maggiormente impattanti (nuvolosità e temperatura dell'aria). In particolare, l'analisi effettuata sulla prima settimana del mese di luglio fornisce una percentuale di superamento della temperatura massima del 30% tra gli scenari simulati.

Per far fronte al problema è stata implementata un'ottimizzazione con *backoff*. Questo approccio permette di evitare con un dato grado di confidenza il raggiungimento di scenari critici. Sono stati testati due differenti gradi di conservatività per la generazione del *backoff*. I risultati forniscono valori simili in termini di produttività, riduzione del 1% rispetto al caso base, ed evidenziano la capacità dell'approccio più conservativo (*backoff* 3 σ) di controllare la temperatura in ogni scenario studiato.

Successivamente, è stata valutata la possibilità di controllare il processo senza l'utilizzo di un'ottimizzazione, utilizzando una strategia di tipo conservativo in grado di garantire il mantenimento del sistema al di fuori di condizioni operative critiche, senza dover ricorrere a interventi in risposta alle condizioni meteorologiche. Questa strategia di controllo applicata alla prima settimana di luglio permette di raggiungere una produttività settimanale inferiore soltanto del 5% rispetto al caso base.

Il confronto tra le due strategie di controllo proposte è stato effettuato anche per periodi dell'anno che presentano condizioni di maggiore nuvolosità. I risultati ottenuti evidenziano i limiti della strategia di controllo conservativa rispetto a quella con *backoff* in situazioni meteorologiche poco favorevoli, in quanto si possono raggiungere riduzioni di produttività del 20% rispetto al caso base.

È stata inoltre analizzata la possibilità di utilizzare differenti temperature di alimentazione. Le variabili di controllo derivanti da ottimizzazioni effettuate a 25 e 30°C portano a variazioni minime di produttività rispetto al caso a 20°C. Tuttavia, l'aumento della temperatura della portata in ingresso causa un incremento notevole dei consumi idrici e una riduzione della concentrazione nella portata in uscita, con conseguente aumento dei costi del processo.

L'impatto delle diverse strategie di controllo realizzate a differenti temperature è stato stimato tramite un'analisi economica in cui sono stati presi in considerazione solo i costi dipendenti dalle portate del processo di coltivazione e separazione. La strategia di controllo conservativa porta a costi maggiori a causa delle elevate portate richieste. Le ottimizzazioni con *backoff* forniscono invece i costi dipendenti per unità di biomassa più convenienti, in particolare per temperature di alimentazione di 20 e 25°C.

In questa Tesi è stato dimostrato che un approccio di ottimizzazione con *backoff* permette di ottenere produttività vicine al caso base, concentrazioni in uscita dalla vasca maggiori ed evitare scenari in cui avviene il superamento della temperatura massima. Nonostante anche la strategia di controllo conservativa fornisca un corretto controllo di temperatura, il suo utilizzo comporta risultati inferiori in termini di produttività, costi e concentrazione in uscita dalla vasca. Si suggerisce come lavoro futuro la conduzione di un'analisi economica dettagliata e una conseguente ottimizzazione economica al fine di determinare la temperatura ottimale di alimentazione e stimare il costo totale della biomassa prodotta tramite questo processo.

Nomenclatura

A	=	massa d'aria corretta in funzione della pressione
$Area_{exc}$	=	area di scambio termico dello scambiatore di calore (m^2)
$Area_{sed}$	=	superficie del sedimentatore (m^2)
C	=	vincolo dinamico generato dal backoff ($^{\circ}C$)
C_c	=	costo non dipendente dalla portate della vasca per unità di biomassa ($\$ kg^{-1}$)
C_t	=	costo totale per unità di biomassa ($\$ kg^{-1}$)
C_v	=	costo dipendente dalla portate della vasca per unità di biomassa ($\$ kg^{-1}$)
$C_{v,cen}$	=	costo della centrifuga per unità di biomassa ($\$ kg^{-1}$)
$C_{v,exc}$	=	costo dello scambiatore di calore per unità di biomassa ($\$ kg^{-1}$)
$C_{v,sed}$	=	costo del sedimentatore per unità di biomassa ($\$ kg^{-1}$)
CC	=	nuvolosità (Okta)
CCF	=	fattore di annualizzazione del capitale ($anni^{-1}$)
CI_{app}	=	costo d'installazione di una generica apparecchiatura ($\$$)
CI_{cen}	=	costo d'installazione della centrifuga ($\$$)
CI_{exc}	=	costo d'installazione dello scambiatore di calore ($\$$)
CI_{sed}	=	costo d'installazione del sedimentatore ($\$$)
CO_{app}	=	costo d'esercizio settimanale di una generica apparecchiatura ($\$ settimane^{-1}$)
CO_{cen}	=	costo d'esercizio settimanale della centrifuga ($\$ settimane^{-1}$)
CO_{exc}	=	costo d'esercizio settimanale dello scambiatore di calore ($\$ settimane^{-1}$)
CO_{sed}	=	costo d'esercizio settimanale del sedimentatore ($\$ settimane^{-1}$)
CT_{app}	=	costo totale settimanale di una generica apparecchiatura ($\$ settimane^{-1}$)
CT_{cen}	=	costo totale settimanale della centrifuga ($\$ settimane^{-1}$)

CT_{exc}	=	costo totale settimanale dello scambiatore di calore (\$ settimane ⁻¹)
CT_{sed}	=	costo totale settimanale del sedimentatore (\$ settimane ⁻¹)
$c_{p,s}$	=	calore specifico del suolo (J kg ⁻¹ K ⁻¹)
$c_{p,w}$	=	calore specifico dell'acqua (J kg ⁻¹ K ⁻¹)
D	=	integrale del superamento del vincolo dinamico C
$D_{w,a}$	=	coefficiente di diffusione del vapore acqueo in aria (m ² s ⁻¹)
F_c	=	fattore correttivo dello scambiatore di calore
F_{ob}	=	funzione obiettivo dell'ottimizzazione
f_a	=	efficienza teorica fotosintetica
G	=	tasso di crescita specifico (kg m ⁻³ s ⁻¹)
H_0	=	irraggiamento solare che raggiunge la superficie dell'atmosfera (W m ⁻²)
H_c	=	irraggiamento solare in assenza di nuvole (W m ⁻²)
$H_{D,c}$	=	componente diretta dell'irraggiamento solare senza nuvole (W m ⁻²)
$H_{d,c}$	=	componente diffusiva dell'irraggiamento solare senza nuvole (W m ⁻²)
H_s	=	irraggiamento solare (W m ⁻²)
h_{conv}	=	coefficiente di scambio termico della convezione (W m ⁻² K ⁻¹)
h_{sed}	=	profondità del sedimentatore (m)
I_{sc}	=	costante solare (W m ⁻²)
K	=	coefficiente di trasferimento di massa dell'evaporazione (m s ⁻¹)
K_d	=	frazione della radiazione diffusiva solare
K_I	=	parametro di metà saturazione (W kg ⁻¹)
$K_{I,max}$	=	parametro di metà saturazione massimo (W kg ⁻¹)
k_s	=	conduttività termica del suolo (W m ⁻¹ K ⁻¹)
k_T	=	indice di chiarezza del cielo
kt^*	=	frazione di luce solare lasciata passare dalle nuvole
L	=	lunghezza caratteristica della vasca (m)

L_w	=	calore latente di evaporazione dell'acqua (J kg^{-1})
l_p	=	profondità del liquido (m)
M_w	=	peso molecolare dell'acqua (kg mol^{-1})
$M \& S$	=	indice di costo di Marshall & Swift
m_e	=	tasso di evaporazione ($\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$)
N	=	giorno dell'anno
N_{pond}	=	numero di vasche aperte per sedimentatore
Nu	=	numero adimensionale di Nusselt
P_a	=	pressione di saturazione dell'aria alla temperatura dell'aria (Pa)
P_i	=	pressione di saturazione per la specie i (Pa)
P_w	=	pressione di saturazione dell'acqua alla temperatura della vasca (Pa)
Pr	=	numero adimensionale di Prandtl
P_{net}	=	produttività netta (kg)
Q_{cond}	=	portata di calore dovuta alla conduzione con il suolo (W)
Q_{conv}	=	portata di calore dovuta alla convezione (W)
Q_{ev}	=	portata di calore dovuta all'evaporazione (W)
Q_{exc}	=	portata di calore dello scambiatore di calore (W)
Q_i	=	portata di calore dovuta all'alimentazione (W)
Q_r	=	portata di calore dovuta alla portata di acqua piovana (W)
$Q_{ra,a}$	=	portata di calore dovuta alla radiazione dall'aria alla vasca (W)
$Q_{ra,p}$	=	portata di calore dovuta alla radiazione emessa dalla vasca (W)
$Q_{ra,s}$	=	portata di calore dovuta alla radiazione solare (W)
q_{buffer}	=	portata in ingresso al serbatoio tampone ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
$q_{buffer,max}$	=	massima portata in ingresso al serbatoio tampone ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
q_{cen}	=	portata in uscita dalla centrifuga ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
q_{cool}	=	portata volumetrica di acqua refrigerata ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)

q_{exc}	=	portata volumetrica massima in ingresso allo scambiatore ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
q_{in}	=	portata volumetrica in ingresso alla vasca aperta ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
$q_{in,max}$	=	portata massima settimanale in ingresso alla vasca aperta ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
q_r	=	portata volumetrica di acqua piovana ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
q_{sed}	=	portata in uscita dal sedimentatore ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
q_{out}	=	portata volumetrica in uscita dalla vasca aperta ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)
R	=	tasso di respirazione specifico ($\text{kg m}^{-3} \text{s}^{-1}$)
R_g	=	costante universale dei gas ($\text{Pa m}^3 \text{mol}^{-1} \text{K}^{-1}$)
Re	=	numero adimensionale di Reynolds
RH	=	umidità relativa dell'aria
S	=	superficie della vasca aperta (m^2)
Sc	=	numero adimensionale di Schmidt
Sh	=	numero adimensionale di Sherwood
T_a	=	temperatura dell'aria (K)
T_i	=	temperatura della specie i (K)
T_{in}	=	temperatura dell'alimentazione alla vasca (K)
T_{LK}	=	coefficiente empirico della componente diretta dell'irraggiamento
T_{max}	=	temperatura massima di crescita (K)
T_{min}	=	temperatura minima di crescita (K)
T_{opt}	=	temperatura ottimale di crescita (K)
T_p	=	temperatura della vasca aperta (K)
$T_{p,ideal}$	=	temperatura della vasca del processo senza errore (K)
$T_{p,max}$	=	temperatura massima della vasca aperta (K)
$T_{p,\sigma}$	=	temperatura della vasca del processo con errore (K)
T_s	=	temperatura del suolo (K)
$T_{s,ref}$	=	temperatura di riferimento del suolo (K)

t	=	tempo (s)
t_1	=	istante di tempo in cui per la prima volta q_{in} è diverso da zero (s)
t_2	=	istante di tempo in cui per l'ultima volta q_{in} è diverso da zero (s)
t_{op}	=	durata delle operazioni di sedimentazione e centrifugazione (s)
U	=	coefficiente di scambio termico globale (W K ⁻¹ m ⁻²)
V	=	volume della vasca (m ³)
V_{max}	=	volume massimo giornaliero di coltura estratto dalla vasca (m ³)
v_0	=	velocità del vento all'altezza di misurazione (m s ⁻¹)
ν_a	=	viscosità cinematica dell'aria (m ² s ⁻¹)
ν_w	=	velocità del vento (m s ⁻¹)
x	=	concentrazione di biomassa nella vasca aperta (kg m ⁻³)
z	=	coordinata verticale (m)
z_0	=	altezza di misurazione della velocità del vento (m)

Lettere greche

α_a	=	diffusività termica dell'aria (m ² s ⁻¹)
β	=	backoff (K)
γ	=	coefficiente empirico di correlazione tra $\tau_{D,c}$ e A
ΔT_{cool}	=	differenza di temperatura dell'acqua di raffreddamento
ΔT_{ml}	=	differenza di temperatura media logaritmica
δ	=	declinazione solare (rad)
ε_a	=	emissività dell'aria
$\varepsilon_{rnd,i}$	=	errore generato casualmente di temperatura dell'aria
$\varepsilon_{T_a,i}$	=	errore della i-esima previsione di temperatura dell'aria
ε_w	=	emissività dell'acqua
η_H	=	frazione di radiazione fotosinteticamente attiva (PAR)

θ_z	=	angolo di zenith (rad)
λ_a	=	conduttività termica dell'aria (W m ⁻¹ K ⁻¹)
λ_r	=	coefficiente di respirazione (s ⁻¹)
$\lambda_{r,max}$	=	coefficiente di respirazione massimo (s ⁻¹)
μ_m	=	coefficiente di crescita specifica (s ⁻¹)
$\mu_{m,max}$	=	massimo coefficiente di crescita specifica (s ⁻¹)
ρ_s	=	densità del suolo (kg m ⁻³)
ρ_w	=	densità dell'acqua (kg m ⁻³)
σ	=	coefficiente di estinzione (m ² kg ⁻¹)
σ_{H_s}	=	deviazione standard dell'errore di previsione dell'irraggiamento
σ_{SB}	=	costante di Stefan-Boltzmann (W m ⁻² K ⁻⁴)
τ	=	durata della simulazione (s)
$\tau_{d,c}$	=	frazione diffusiva di H_0
$\tau_{D,c}$	=	frazione diretta di H_0
ϕ_T	=	funzione dipendente dalla temperatura
φ	=	latitudine (rad)
ω	=	angolo orario (rad)
ω_s	=	angolo orario al tramonto (rad)

Acronimi

ECMWF = European Centre for Medium-Range Weather Forecast

Appendice A

Analisi preliminare dell’impatto dell’errore di previsione sulla produttività del sistema

In riferimento al paragrafo 3.1 del Capitolo 3, in questa appendice sono presenti, per i tre mesi analizzati, i profili temporali dei cinque dati meteorologici considerati e delle produttività derivanti. Per ogni dato meteorologico è presente il profilo del caso base e le variazioni percentuali ad esso effettuate, inoltre sono presenti i profili di produttività derivanti da simulazioni con i suddetti dati alterati.

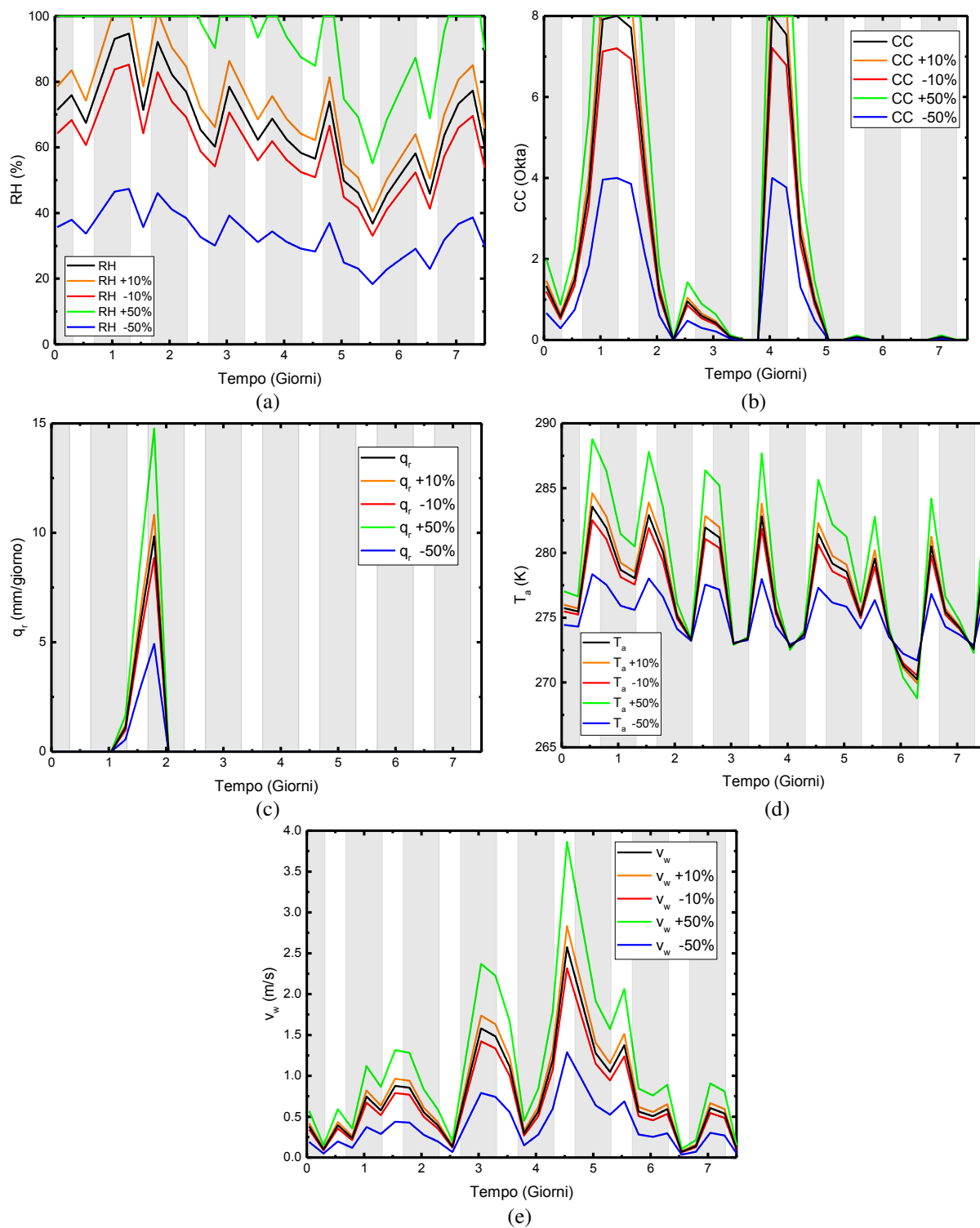


Figura A.1. Profili della prima settimana di gennaio reali e variazioni percentuali ad essi applicati di: (a) umidità, (b) nuvolosità, (c) precipitazioni, (d) temperatura dell'aria e (e) velocità del vento.

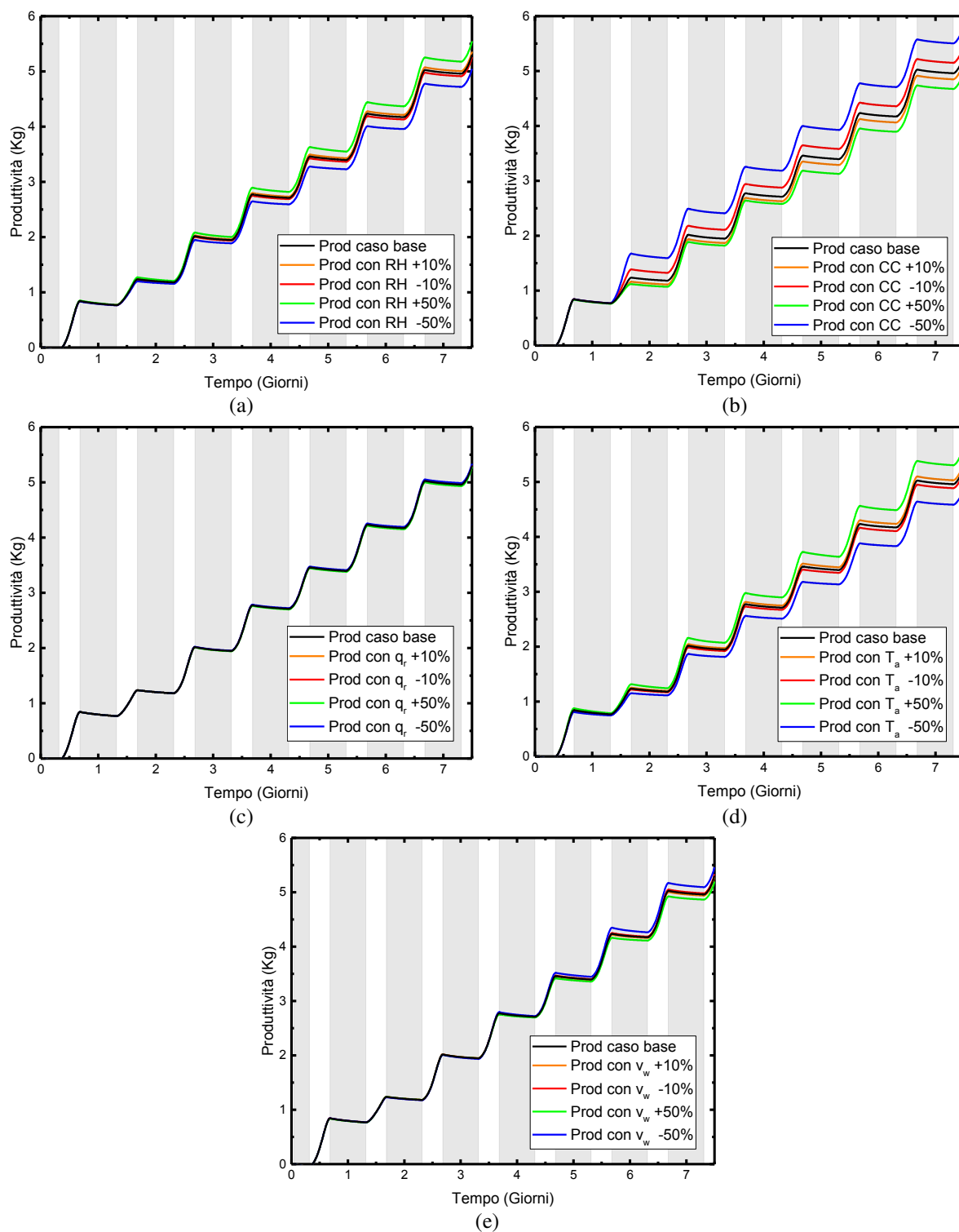


Figura A.2. Produttività del processo ottimizzato sui dati meteorologici reali durante la prima settimana di gennaio per diverse variazioni percentuali dei profili di: (a) umidità, (b) nuvolosità, (c) precipitazioni, (d) temperatura dell'aria e (e) velocità del vento.

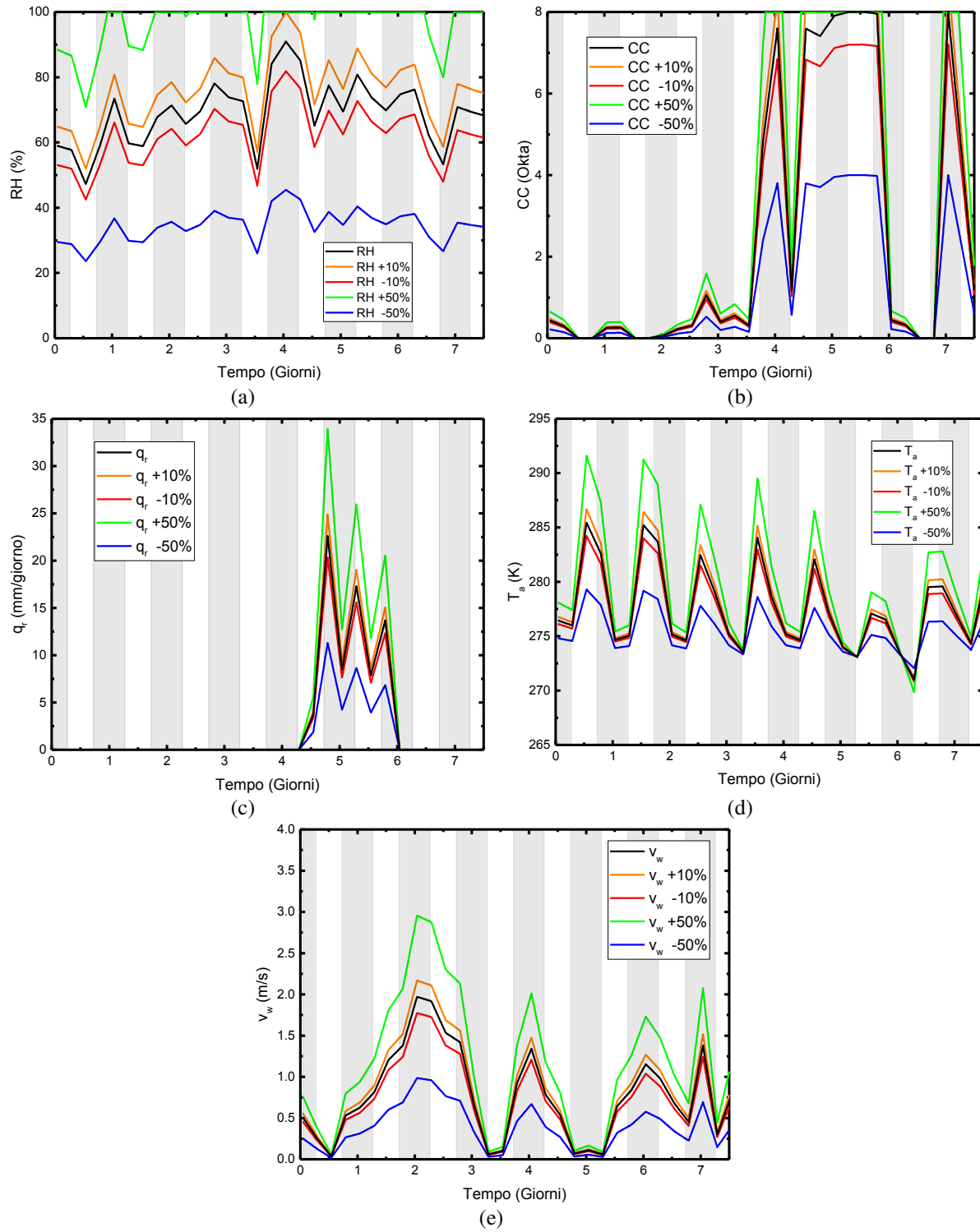


Figura A.3. Profili della prima settimana di marzo reali e variazioni percentuali ad essi applicati di: (a) umidità, (b) nuvolosità, (c) precipitazioni, (d) temperatura dell'aria e (e) velocità del vento.

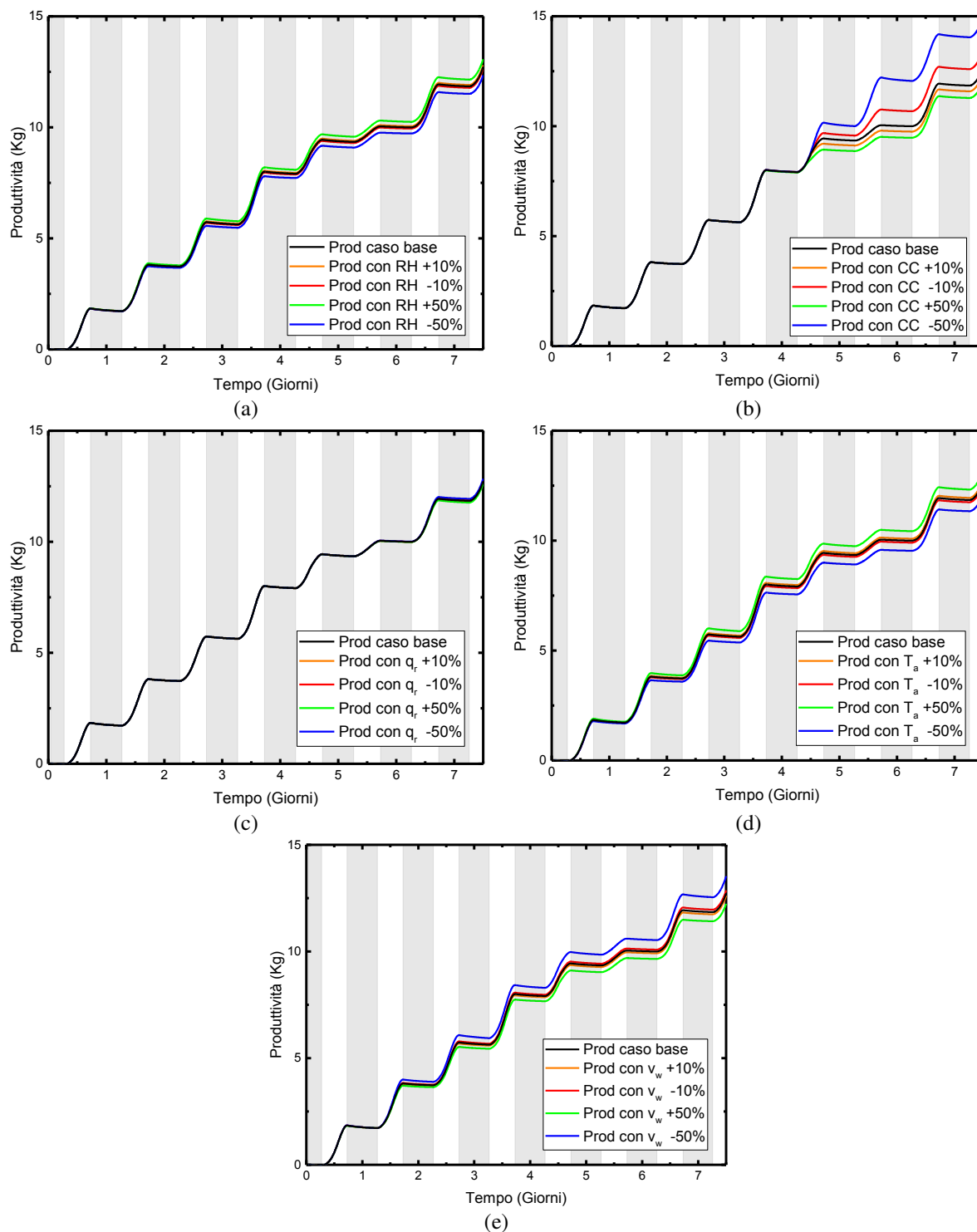


Figura A.4. Produttività del processo ottimizzato sui dati meteorologici reali durante la prima settimana di marzo per diverse variazioni percentuali dei profili di: (a) umidità, (b) nuvolosità, (c) precipitazioni, (d) temperatura dell'aria e (e) velocità del vento.

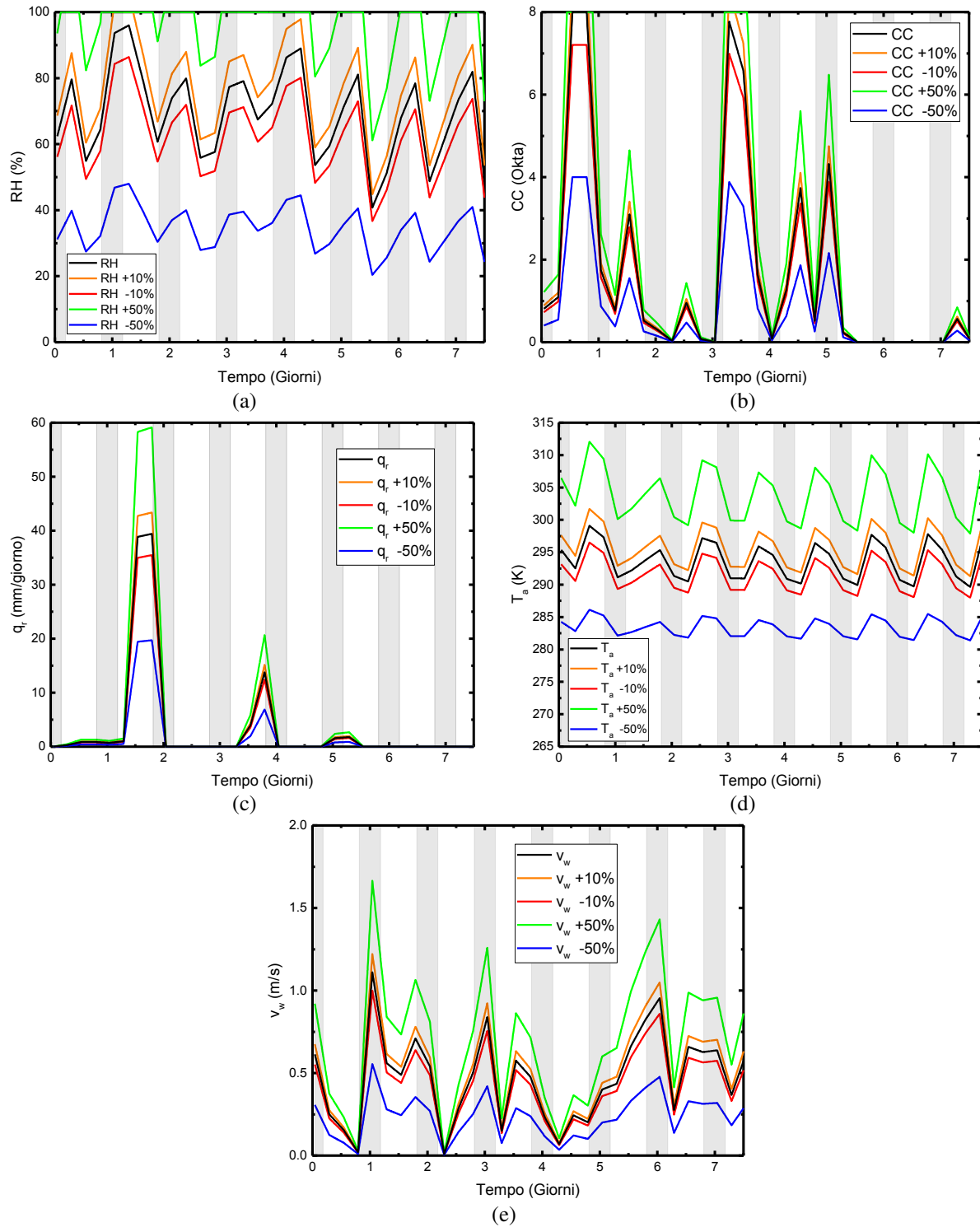


Figura A.5. Profili della prima settimana di luglio reali e variazioni percentuali ad essi applicati di: (a) umidità, (b) nuvolosità, (c) precipitazioni, (d) temperatura dell'aria e (e) velocità del vento.

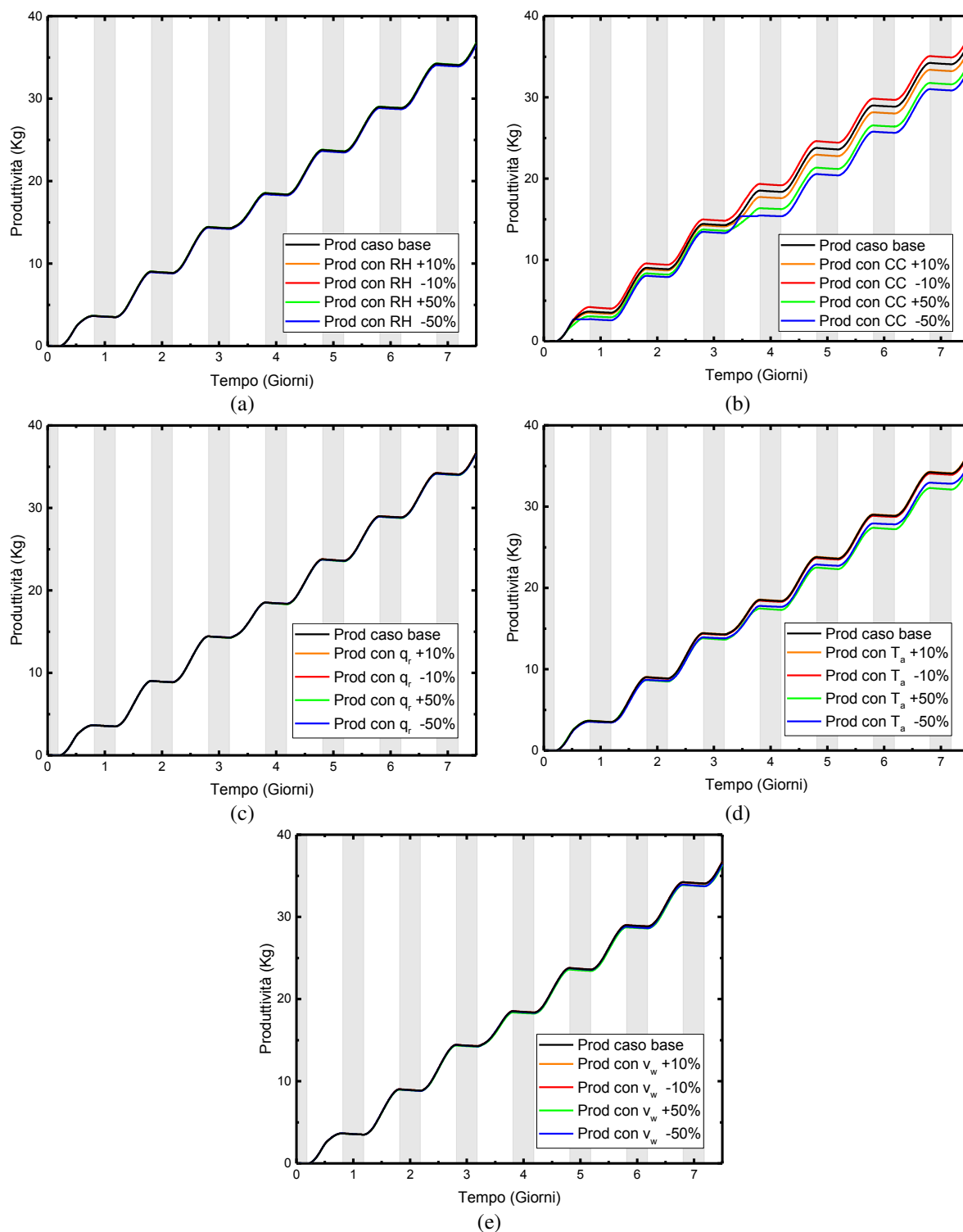


Figura A.6. Produttività del processo ottimizzato sui dati meteorologici reali durante la prima settimana di luglio per diverse variazioni percentuali dei profili di: (a) umidità, (b) nuvolosità, (c) precipitazioni, (d) temperatura dell'aria e (e) velocità del vento.

Appendice B

Profili ottimizzati delle variabili di controllo per diverse temperature dell'alimentazione

In riferimento al paragrafo 4.6 del Capitolo 4, in questa Appendice sono riportati i profili temporali delle variabili di controllo, portata in entrata (q_{in}) e portata in uscita (q_{out}), ottenuti per le tre strategie di ottimizzazione proposte nel lavoro di Tesi. La prima strategia è basata sull'ottimizzazione del caso base, in cui i dati meteorologici sono considerati esatti. La seconda è basata sull'ottimizzazione con *backoff*, in cui l'implementazione di un vincolo dinamico permette di limitare la temperatura della vasca aperta ed evitare il superamento della temperatura massima in caso di errore di previsione. La terza è una strategia di controllo conservativa, ottimizzata su uno scenario limite generato artificialmente che rappresenta una settimana estremamente calda, al fine di evitare il raggiungimento della temperatura massima senza ricorrere a un'ottimizzazione giornaliera.

Queste tre strategie di controllo sono state determinate per tre diversi valori di temperatura d'ingresso al reattore, rispettivamente 20°C, 25°C e 30°C, al fine di analizzare l'effetto di temperature diverse sui profili e sulla quantità totale di alimentazione utilizzata.

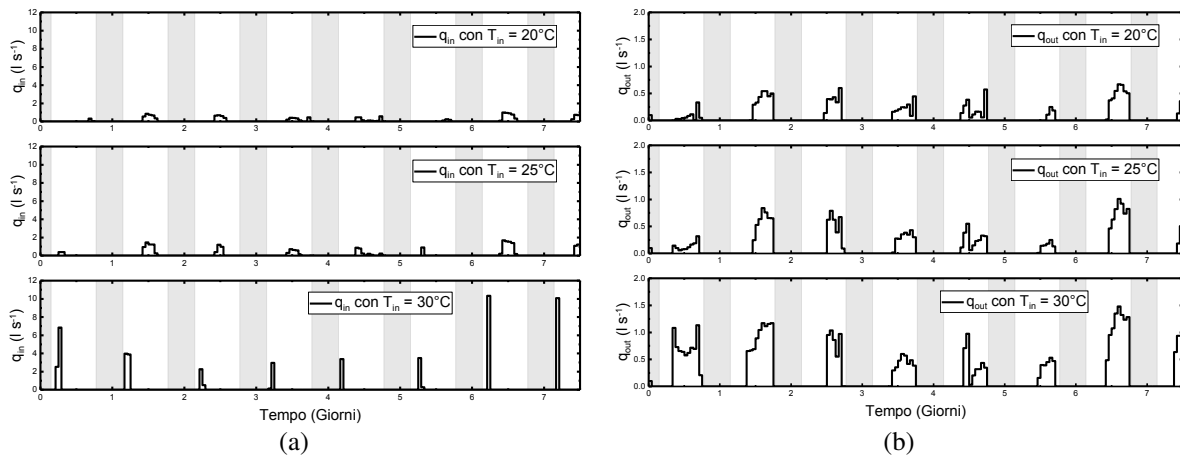


Figura B.1. Profili di: (a) portata in ingresso e (b) portata in uscita, ottimizzate per il caso base con diverse temperature d'ingresso per la prima settimana del mese di giugno.

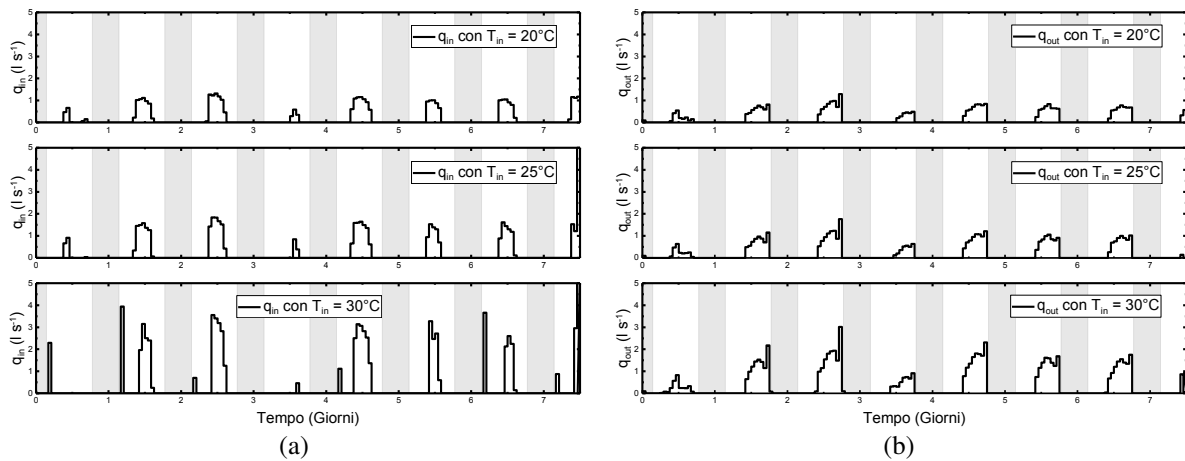


Figura B.2. Profili di: (a) portata in ingresso e (b) portata in uscita, ottimizzate per il caso base con diverse temperature d'ingresso per la prima settimana del mese di luglio.

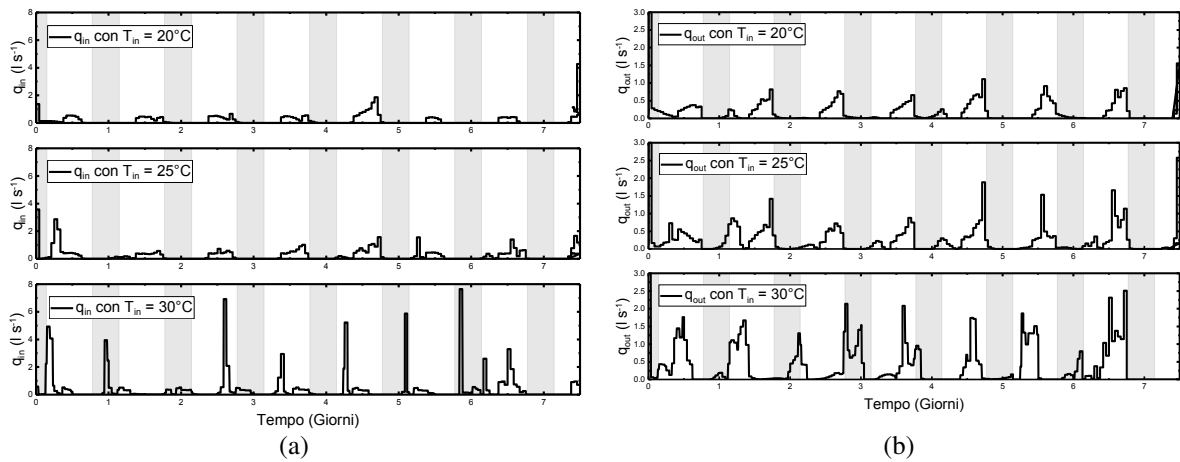


Figura B.3. Profili di: (a) portata in ingresso e (b) portata in uscita, ottimizzate con backoff con diverse temperature d'ingresso per la prima settimana del mese di giugno.

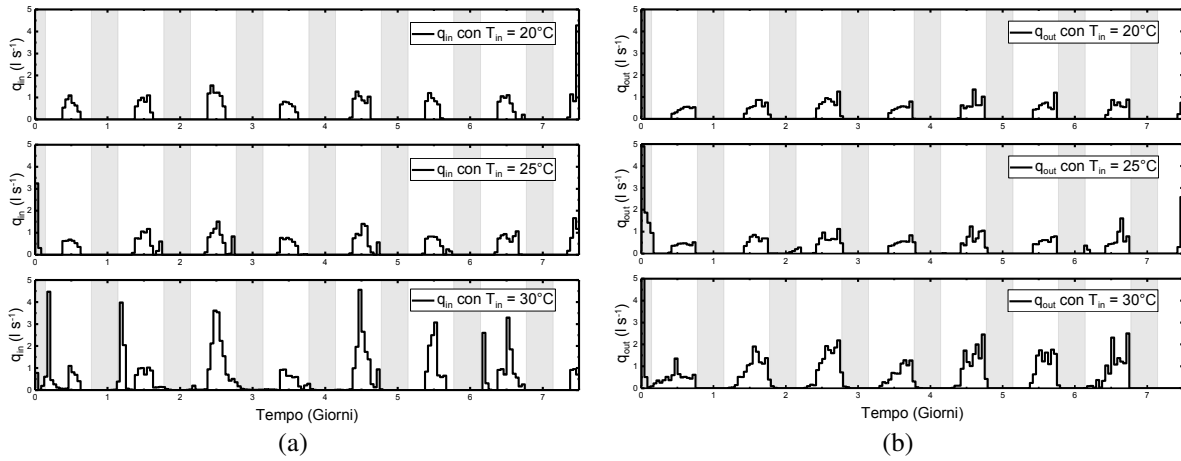


Figura B.4. Profili di: (a) portata in ingresso e (b) portata in uscita, ottimizzate con backoff con diverse temperature d'ingresso per la prima settimana del mese di luglio.

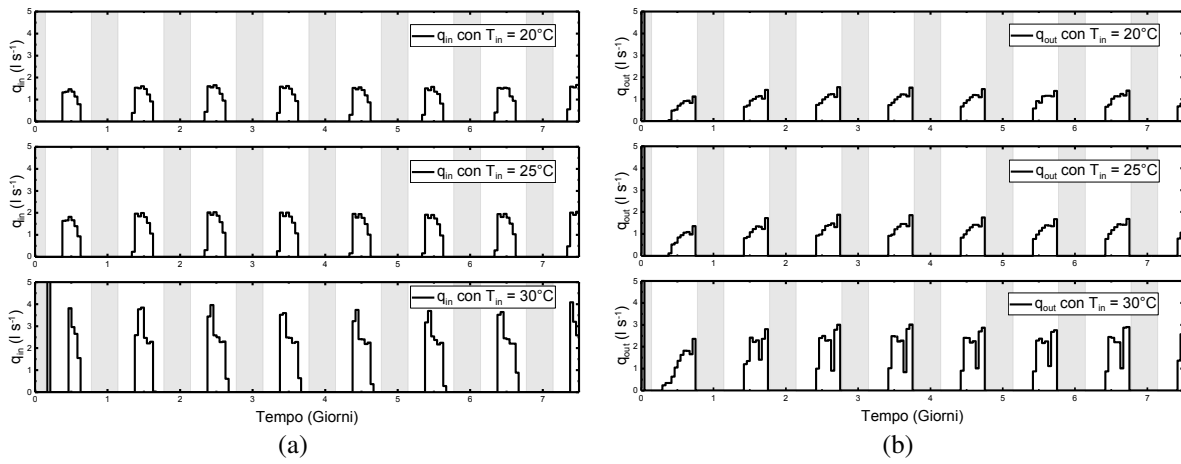


Figura B.5. Profili di: (a) portata in ingresso e (b) portata in uscita, per la strategia di controllo conservativa realizzata con diverse temperature d'ingresso.

Riferimenti bibliografici

- Alam, F., Mobin, S. & Chowdury, H., 2015. Third Generation Biofuel from Algae. *Procedia Engineering*, **105**, 763-768.
- Béchet, Q., Chambonnière, P., Shilton, A. & Guizard, G., 2015. Algal productivity modeling :a step toward accurate assessments of full-scale algal cultivation. *Biotechnology and Bioengineering*, **5** (112), 987-996.
- Béchet, Q., Shilton, A. & Guieysse, B., 2013. Modeling the effects of light and temperature on algae growth: state of the art and critical assessment for productivity prediction during outdoor cultivation. *Biotechnology Advances*, **8** (31), 1648-1663.
- Bernard, O., 2011. Hurdles and challenges for modelling and control of microalgae fo CO2 mitigation and biofuel production. *Journal of Process Control*, **21**, 1378-1389.
- Bernard, O. & Rémond, B., 2012. Validation of a simple model accounting for light and temperature effect on microalgae growth. *Biosource technology*, **123**, 520-527.
- Brennan, L. & Owende, P., 2010. Biofuels from microalgae—A review of technologies for production, processing, and extractions of biofuels and co-products.. *Rewenable and sustainable Energy Reviews*, **14** (2), 557-577.
- Caldana, F., 2012. *Produzione di olio combustibile da microalghe: analisi delle tecnologie di processo e dell'impatto sulle risorse idriche*. DII, Università degli Studi di Padova
- Chachuat, B., Srinivasan, B. & Bonvin, D., 2009. Adaptation strategies for real-time optimization. *Computers and Chemical Engineering*, **33**, 1557-1567.
- Chisti, Y., 2007. Biodiesel from microalgae. *Biotechnology Advances*, Issue 25, pp. 296-306.
- Chisti, Y., 2008. Biodiesel from microalgae beats bioethanol. *Trends In Biotechnology*, **26** (3), 126-131.
- De Luca, R., Béchet, Q., Bezzo, F. & Bernard, O., 2016. Optimal operation of algal ponds accounting for future meteorology. *IFAC-PapersOnLine*, **7** (49), 1062-1067.
- Domenicali, G., 2013. *Analisi economica di un impianto industriale per la produzione di olio da microalghe*. DII, Università degli Studi di Padova.
- Douglas, J. M., 1988. *Conceptual Design of Chemical Processes*. McGraw-Hill.
- Duffie, J. A. & Beckman, W. A., 1991. *Solar Engineering of Thermal Processes*. John Wiley & Sons, Inc..

- Galvanin, F., Barolo, M., Bezzo, F. & Macchietto, S., 2010. A backoff strategy for model-based experiment design under parametric uncertainty. *AIChE Journal*, **56** (8), 2088-2101.
- Grognaud, F., Akhmetzhanov, A. K. & Bernard, O., 2014. optimal strategies for biomass productivity maximization in a photobioreactor using natural light. *Automatica*, **50**, 329-368.
- Haiden, T. et al., 2014. *Evaluation of ECMWF forecasts, including 2013-2014 upgrades*.
- Johnson, M. B. & Wen, Z., 2009. Microalgae as a Feedstock for biofuel production. *Virginia Cooperative Extension*, 442-886.
- Kulheim, C., Agren, J. & Jansson, S., 2002. Rapid regulation of light harvesting and plant fitness in the field. *Science*, **297**, 91-93.
- Lam, M. K. & Lee, K. T., 2012. Microalgae biofuels: A critical review of issues, problems and the way forward. *Biotechnology Advances*, **3** (30), 673-690.
- Lorenz, E., Hurka, J., Heinemann, D. & Beyer, H. G., 2009b. Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth and Observations and Remote Sensing*, **2** (1).
- Lorenz, E. et al., 2009a. Benchmarking of different approaches to forecast solar irradiance. *Proceedings of the 24th European Photovoltaic and Solar Energy Conference and Exhibition*, 4199-4208.
- Marthews, T. R., Malhi, Y. & Iwata, H., 2012. Calculating downward longwave radiation under clear and cloudy conditions over a tropical lowland forest site: an evaluation of model schemes for hourly data. *Theoretical and applied climatology*, **3-4** (107), 461-477.
- Mata, T. M., Martins, A. A. & Caetano, N. S., 2010. Microalgae for biodiesel production and other applications: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **14**, 217-232.
- Molina Grima, E. et al., 2003. Recovery of microalgal biomass and metabolites: process options and economics. *Biotechnologie Advances*, **20**, 491-515.
- Muñoz-Tamayo, R., Mairet, F. & Bernard, O., 2013. Optimizing Microalgal Production in Raceway Systems. *Automatica*, **2** (29), 543-552.
- Perez, R. et al., 2013. Comparison of numerical weather prediction solar irradiance forecasts in the US, Canada and Europe. *Solar Energy*, **94**, 305-326.
- Sharma, J. R., 2010. *Development of a preliminary cost estimation method for water*. Presented to the Faculty of the Graduate School of The University of: Presented to the Faculty of the Graduate School of The University of Texas at Arlington in Partial Fulfillment of Requirements for the Degree of master of science in civil engineering, the University of Texas at Arlington..

- Skogestad, S., 2000. Plantwide control: the search for the self-optimizing control system. *Journal of Process Control*, **10**, 487-507.
- Vejrazka, C., Janssen, M., Streefland, M. & Wijffels, R. H., 2011. Photosynthetic efficiency of *Chlamydomonas reinhardtii* in flashing light. *Biotechnology and Bioengineering*, **12** (108), 2905-2913.
- Vocino, A. & Celozzi, A., 2015. *Report trimestrale 2015, verifiche dei modelli operativi presso il CNMCA*.
- Yang, J. et al., 2010. Life-cycle analysis on biodiesel production from microalgae: water footprint and nutrients balance. *Biosource Technology*, **102**, 159-165.