



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Meccanica

A.a. 2021/2022

Sessione di Laurea Dicembre 2022

Artificial Neural Network (ANN) per attività previsionale di produzione energetica di un concentratore solare

Relatori:

Prof. Davide Papurello

Candidati:

Alessandro Allocco s288675

Sommario

| | |
|---------------------------------------------------------|-----|
| Indice delle figure..... | 3 |
| Indice delle tabelle..... | 6 |
| Nomenclatura..... | 7 |
| Introduzione..... | 10 |
| Capitolo 1..... | 12 |
| 1. I sistemi a concentrazione solare (CSP)..... | 12 |
| 1.1 La radiazione solare..... | 14 |
| 1.2 Impianti di concentrazione solare CSP..... | 31 |
| 1.3 Il collettore..... | 39 |
| 1.4 Il ricevitore..... | 48 |
| 1.5 Soluzioni per l'utilizzo del calore..... | 55 |
| 1.6 Descrizione del CSP utilizzato..... | 58 |
| Capitolo 2..... | 60 |
| 2. Machine Learning e reti neurali..... | 60 |
| 2.1 Le Artificial Neural Network (ANN)..... | 61 |
| 2.2 Trasmissione delle informazioni mediante ANN..... | 63 |
| 2.3 Meccanismi di apprendimento delle reti neurali..... | 67 |
| 2.4 Creazione di una rete neurale..... | 69 |
| 2.5 Calcolo dell'errore..... | 75 |
| Capitolo 3..... | 77 |
| 3. Caso studio..... | 77 |
| 3.1 Creazione dei dataset..... | 78 |
| 3.2 Pre-processing dei dati..... | 85 |
| 3.3 Costruzione della rete neurale..... | 88 |
| 3.4 Analisi dei risultati..... | 107 |
| Conclusioni..... | 109 |
| Riferimenti..... | 111 |

Indice delle figure

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| FIGURA 0.1.1 – AUMENTO PREVISTO DELLA TEMPERATURA IN FUNZIONE DELLE DIVERSE POLITICHE | 10 |
| FIGURA 1.1 – CONFRONTO NELL'UTILIZZO DI FONTI FOSSILI E RINNOVABILI TRA IL 1965 E IL 2021 [3] | 12 |
| FIGURA 1.2 – TREND DI CRESCITA DELLE FONTI ENERGETICHE DAL 1965 AL 2021 [3]..... | 13 |
| FIGURA 1.3 – COMPOSIZIONE DEGLI STRATI CHE COSTITUISCONO IL SOLE [5] | 14 |
| FIGURA 1.4 – SPETTRO DI IRRADIANZA DEL SOLE E DI UN CORPO NERO A 5777 K A CONFRONTO [10] | 17 |
| FIGURA 1.5 – TEMPERATURE DEI SUNSPOTS MISURATE DAL TELESCOPIO SPAZIALE SOHO IL 2/10/2022 [11] | 18 |
| FIGURA 1.6 – SPETTRO DELLA RADIAZIONE FILTRATO DALL'ATMOSFERA [52] | 19 |
| FIGURA 1.7 – BILANCIO DELLA RADIAZIONE SOLARE [14] | 20 |
| FIGURA 1.8 – VALORI PER IL CALCOLO DELL'IRRADIANZA TOTALE [15] | 21 |
| FIGURA 1.9 – VALORI DI IRRADIAZIONE GLOBALE ORIZZONTALE | 22 |
| FIGURA 1.10 – VALORI GLOBALI DI IRRADIAZIONE NORMALE DIRETTA..... | 22 |
| FIGURA 1.11 – VALORI DI IRRADIAZIONE DIRETTA REGISTRATI IN ITALIA (1994-2018) | 23 |
| FIGURA 1.12 – IRRADIAZIONE MENSILE PRESSO L'ENERGY CENTER NEL 2020 | 24 |
| FIGURA 1.13 – % DI IRRADIAZIONE DIFFUSA SUL TOTALE PRESSO L'ENERGY CENTER NEL 2020..... | 24 |
| FIGURA 1.14 – SCHEMA DI COORDINATE EQUATORIALI [18] | 25 |
| FIGURA 1.15 – SCHEMA DI COORDINATE ALTAZIMUTALI O ORIZZONTALI [18] | 25 |
| FIGURA 1.16 – RAPPRESENTAZIONE DEGLI ANGOLI CARATTERISTICI [19] | 27 |
| FIGURA 1.17 – ANGOLO DI TILT E AZIMUT [21] | 28 |
| FIGURA 1.18 – CONFRONTO RADIAZIONE DIRETTA A DIVERSO ANGOLO DI TILT | 30 |
| FIGURA 1.19 – INVESTIMENTI IN ENERGIE RINNOVABILI SUDDIVISI PER RISORSA | 31 |
| FIGURA 1.20 – CONCENTRATORE SOLARE PARABOLICO LINEARE [25] | 33 |
| FIGURA 1.21 – SISTEMA A TORRE CENTRALE IVANPAH..... | 33 |
| FIGURA 1.22 – CONCENTRATORE LINEARE DI FRESNEL [27] | 34 |
| FIGURA 1.23 – CONCENTRATORE PARABOLICO A DISCO ANU, IN AUSTRALIA [29] | 34 |
| FIGURA 1.24 – BILANCIO DI FLUSSO NETTO | 35 |
| FIGURA 1.25 – CURVE DI RENDIMENTO DELL'IMPIANTO [30] | 37 |
| FIGURA 1.26 – IMPIANTO CSP A PANNELLI PARABOLICI LINEARI [15] | 37 |
| FIGURA 1.27 – IMPIANTO CSP A TORRE SOLARE [31] | 38 |
| FIGURA 1.28 – IMPIANTO CSP PER LA PRODUZIONE DI CARBURANTI SINTETICI [31] | 38 |
| FIGURA 1.29 – CORPO NERO RICEVENTE UNA RADIAZIONE INCLINATA DI UN ANGOLO θ | 39 |
| FIGURA 1.30 – CONCENTRATORE PARABOLICO LINEARE AD APERTURA PIATTA | 40 |
| FIGURA 1.31– CONFIGURAZIONE FLAT PER CSP PARABOLICO LINEARE..... | 41 |
| FIGURA 1.32 – CONFIGURAZIONE FLAT CON ASSORBITORE SFERICO..... | 42 |
| FIGURA 1.33 – TROMBE-MEINEL CUSP CONCENTRATOR [15] | 44 |
| FIGURA 1.34 – ERRORE DI SPECULARITÀ..... | 44 |
| FIGURA 1.35 – ANGOLI CARATTERISTICI PER LA CORREZIONE DELL'INSEGUIMENTO | 47 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------|----|
| FIGURA 1.36 – RICEVITORE TUBOLARE..... | 48 |
| FIGURA 1.37 – INTENSITÀ AL PIANO FOCALE DEL CONCENTRATORE SOLARE ANU [34] | 49 |
| FIGURA 1.38 – BILANCIO DI ENERGIA AL RICEVITORE [15] | 50 |
| FIGURA 1.39 – MECCANISMI PER MINIMIZZARE LE PERDITE RADIATIVE | 52 |
| FIGURA 1.40 – CURVE DI EFFICIENZA DEL RICEVITORE PER DIVERSI LIVELLI DI C [15]..... | 53 |
| FIGURA 1.41 – RENDIMENTI GLOBALI PER LE VARIE TIPOLOGIE DI CONCENTRATORE [15] | 54 |
| FIGURA 1.42 – CICLO DI RANKINE PER IMPIANTI A VAPORE [35] | 55 |
| FIGURA 1.43 – SCHEMA DI IMPIANTO A CICLO DI RANKINE [35] | 56 |
| FIGURA 1.44 – CICLO DI OSSIDORIDUZIONE DELLA MANGANESE TRAMITE CSP [15]..... | 57 |
| FIGURA 1.45 – CONCENTRATORE SOLARE PRESSO L'ENERGY CENTER [36] | 58 |
| FIGURA 2.1 – I DIVERSI STRATI DELL'IA: MACHINE LEARNING E DEEP LEARNING [38]..... | 60 |
| FIGURA 2.2 – STRUTTURA DEL NEURONE [39]..... | 61 |
| FIGURA 2.3 – ARCHITETTURA DI UNA ANN UNIDIREZIONALE [41]..... | 62 |
| FIGURA 2.4 – STRUTTURA DI UN SINGOLO NEURONE ANN..... | 63 |
| FIGURA 2.5 – STEP UNIT TRANSFER FUNCTION | 64 |
| FIGURA 2.6 – LINEAR TRANSFER FUNCTION..... | 64 |
| FIGURA 2.7 – TRANSFER FUNCTION SIGMOIDALE | 65 |
| FIGURA 2.8 – TRANSFER FUNCTION TANGENTE IPERBOLICA..... | 65 |
| FIGURA 2.9 – TRANSFER FUNCTION RELU..... | 66 |
| FIGURA 2.10 – EFFETTO DEL BACKPROPAGATION LEARNING..... | 68 |
| FIGURA 2.11 – ERRORE DI VALIDAZIONE E DI TRAINING PER RETE ANN [45] | 70 |
| FIGURA 2.12 – VALUTAZIONE DEL NUMERO DI NEURONI MEDIANTE TRIAL-AND-ERROR [46]..... | 71 |
| FIGURA 2.13 – CONFRONTO TRA LS (LOGSIG) E TS (TANSIG) ACTIVATION FUNCTION [43]..... | 71 |
| FIGURA 2.14 – CALCOLO DEL GOMITO DELLA CURVA (ELBOW METHOD) [48] | 73 |
| FIGURA 2.15 – CALCOLO DELLA SILHOUETTE PER 2 (SINISTRA) E 3 (DESTRA) CLUSTER [49] | 73 |
| FIGURA 3.1 – ESEMPIO MISURAZIONI CONCENTRATORE PER IL 10/01/2020..... | 78 |
| FIGURA 3.2 – DATI METEO RIFERITI AL 10/01/2020 | 79 |
| FIGURA 3.3 – ESEMPIO DI NON APPLICAZIONE RIGOROSA DEL CRITERIO | 81 |
| FIGURA 3.4 – DATI METEO DOPO L'INTERPOLAZIONE LINEARE | 83 |
| FIGURA 3.5 – TABELLA DATI DEFINITIVA OTTENUTA CON INTERPOLAZIONE LINEARE | 83 |
| FIGURA 3.6 – MATRICE X DEI PREDICTORS DOPO PRE-PROCESSING..... | 87 |
| FIGURA 3.7 – MATRICE Y DEI TARGET DOPO PRE-PROCESSING..... | 87 |
| FIGURA 3.8 – NEURAL NET FITTING..... | 88 |
| FIGURA 3.9 – RISULTATI OTTENUTI IN PRIMA ANALISI..... | 89 |
| FIGURA 3.10 – RISULTATI OTTENUTI CON 100 NEURONI | 90 |
| FIGURA 3.11 – RISULTATI OTTENUTI CON 100 NEURONI (DATASET ESTESO)..... | 90 |
| FIGURA 3.12 – TEMPERATURA AL RICEVITORE IN FUNZIONE DELLA RADIAZIONE SOLARE | 91 |
| FIGURA 3.13 – MATRICE B RISULTANTE DALLA SCREMATURA PROPOSTA | 92 |
| FIGURA 3.14 – MATRICE B DOPO L'ELIMINAZIONE DELLE RIGHE NULLE | 93 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| FIGURA 3.15 – TEMPERATURA IN FUNZIONE DELLA RADIAZIONE, DATI SCREMATI..... | 93 |
| FIGURA 3.16 – RISULTATI CON I DATI SCREMATI E 10 NEURONI..... | 94 |
| FIGURA 3.17 – RISULTATI CON I DATI SCREMATI E 100 NEURONI..... | 94 |
| FIGURA 3.18 – PERFORMANCE OTTENUTE CON 100 NEURONI NASCOSTI NEL DATABASE SCREMATO | 95 |
| FIGURA 3.19 – VALORI DI REGRESSIONE PER IL CASO PROPOSTO | 96 |
| FIGURA 3.20 – RISULTATI CON TRAINRP E 10 NEURONI | 99 |
| FIGURA 3.21 – RISULTATI CON TRAINRP E 100 NEURONI..... | 99 |
| FIGURA 3.22 – RISULTATI CON TRAINRP E 300 NEURONI | 99 |
| FIGURA 3.23 – ESEMPIO DI ALLENAMENTO CON RP E TRE HIDDEN LAYERS DA 100 NEURONI CIASCUNO | 101 |
| FIGURA 3.24 – RISULTATI OTTENUTI CON ALLENAMENTO SCG E 300 NEURONI | 101 |
| FIGURA 3.25 – RIASSUNTO DEL TRAINING E DEI VALIDATION CHECK PER IL CASO IN ESAME | 102 |
| FIGURA 3.26 – PERFORMANCE PER IL CASO IN ESAME | 102 |
| FIGURA 3.27 – VALORI DI REGRESSIONE PER IL CASO IN ESAME | 103 |
| FIGURA 3.28 – ISTOGRAMMA DEGLI ERRORI OTTENUTI PER QUESTA CONFIGURAZIONE | 104 |
| FIGURA 3.29 – RISULTATI OTTENUTI CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$ | 104 |
| FIGURA 3.30 – PERFORMANCE CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$ | 105 |
| FIGURA 3.31 – REGRESSIONE CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$ | 105 |
| FIGURA 3.32 – ISTOGRAMMA CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$ | 106 |
| FIGURA 3.33 – VARIABILE TESTTARGETS | 107 |
| FIGURA 3.34 – VARIABILE Y | 108 |
| FIGURA 3.35 – VALORI PREVISTI DALLA RETE VS VALORI EFFETTIVI | 108 |
| FIGURA 3.36 – CONFIGURAZIONE DELLA RETE | 108 |

Indice delle tabelle

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|-----|
| TABELLA 1.1 – CONFRONTO TRA FATTORI DI CONCENTRAZIONE MASSIMI | 43 |
| TABELLA 1.2 – CLASSIFICAZIONE DEL RICEVITORE IN BASE AL TIPO DI APPLICAZIONE..... | 49 |
| TABELLA 3.1 – CRITERIO DI ASSEGNAZIONE DELLA MEDIA ORARIA DEI DATI CSP | 80 |
| TABELLA 3.2 – ALGORITMI DI ALLENAMENTO PER LA FUNZIONE FITNET | 97 |
| TABELLA 3.3 – PARAMETRI UTILIZZATI PER LA RETE..... | 106 |

Nomenclatura

| | Simbolo | Unità di misura |
|-------------------------------------------------------|---------------------|---------------------|
| Allumina | Al_2O_3 | - |
| Altitudine solare | α_s | rad |
| Angolo di apertura terrestre | θ_s | rad |
| Angolo di rim | ϕ_R | rad |
| Angolo di zenit | ϑ_z | rad |
| Angolo orario | ω | rad |
| Area del collettore | A_C | m^2 |
| Area del ricevitore | A_R | m^2 |
| Area di contatto dei tubi | A_{ext} | m^2 |
| Azimut solare | γ_s | rad |
| Azimut superficiale | γ | rad |
| Coefficiente di convezione | h | $\frac{W}{m^2 K}$ |
| Coefficiente di correlazione o di regressione lineare | R | - |
| Coefficiente di determinazione | r^2 | - |
| Conducibilità termica del fluido | k | $\frac{W}{m K}$ |
| Costante di Planck | h | J s |
| Costante di Stefan-Boltzmann | σ | $\frac{W}{m^2 K^4}$ |
| Costante solare | C_g | $\frac{W}{m^2}$ |
| Covarianza | C_v | - |
| Declinazione | δ | rad |
| Direct Normal Irradiation | DNI | - |
| Distanza focale | f | m |
| Distanza media Terra-Sole | R | m |
| Emissività del ricevitore | ε_{eff} | - |
| Emissività superficiale | ε | - |
| Energia | E | J |
| Energia emessa dal Sole | E_0 | $\frac{W}{m^2}$ |
| Energia liberata dalla fusione nucleare | Δe | MeV |
| Errore sulla previsione | e | - |
| Errori di forma | σ_{Sl} | - |
| Errori di posizionamento | σ_{Tr} | - |
| Errori di specularità | σ_{Sp} | - |
| Fattore di assorbimento | α | - |
| Fattore di assorbimento del ricevitore | α_{eff} | - |
| Flusso assorbito dal ricevitore | \dot{Q}_{abs} | $\frac{W}{m^2}$ |
| Flusso di calore netto | \dot{Q}_{net} | $\frac{W}{m^2}$ |
| Flusso solare al ricevitore | \dot{Q}_{ric} | W |

| | Simbolo | Unità di misura |
|-----------------------------------------------------|------------------|------------------------|
| Flusso solare concentrato | \dot{Q}_{conc} | W |
| Frequenza della radiazione | ν | Hz |
| Funzione irradianza normale diretta | G_s | $\frac{W}{m^2}$ |
| Heat Transfer Fluid | HTF | - |
| Irradianza diffusa | G_d | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza diretta | G_b | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza diretta su superficie inclinata | $G_{b,t}$ | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza incidente al ricevitore | G_{in} | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza perpendicolare alla superficie ricevente | $G_{b,n}$ | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza ricevuta | G | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza riflessa | G_r | $\frac{W}{m^2}$ |
| Irradianza totale | G_{tot} | $\frac{W}{m^2}$ |
| Isotopo del deuterio | 2_1H | - |
| Isotopo del trizio | 3_1H | - |
| Isotopo dell'elio | 4_2He | - |
| Latitudine | ϕ | rad |
| Lunghezza d'onda della radiazione | λ | μm |
| Lunghezza del tubo | L | m |
| Matrice depurata | B | - |
| Matrice numerica con permutazione casuale | $Arand$ | - |
| Matrice numerica di dati | A | - |
| Matrice Predictors | X | - |
| Matrice Target | Y | - |
| Mean Absolute Error | MAE | - |
| Mean Absolute Percentage Error | $MAPE$ | - |
| Mean Square Error | MSE | - |
| Neutrone | 1_0n | - |
| Nitrato di potassio | KNO_3 | - |
| Nitrato di sodio | $NaNO_3$ | - |
| Not a Number | NaN | - |
| Numero degli output | N | - |
| Numero di Nusselt | Nu | - |
| Numero ordinario del giorno | n | - |
| Perdite del ricevitore | \dot{Q}_{loss} | W |
| Perdite del ricevitore dovute a conduzione | \dot{Q}_{cond} | W |
| Perdite del ricevitore dovute a convezione | \dot{Q}_{conv} | W |
| Perdite del ricevitore dovute a emissione | \dot{Q}_{emit} | W |

| | Simbolo | Unità di misura |
|--------------------------------------------------|------------------|------------------------|
| Perdite del ricevitore dovute a riflessione | \dot{Q}_{refl} | W |
| Perdite del ricevitore dovute a spillaggio | \dot{Q}_{spil} | W |
| Potenza emessa | P | W |
| Predictors | x | - |
| Raggio solare | r_s | m |
| Rapporto di concentrazione geometrico massimo | $C_{g,max}$ | - |
| Rapporto di concentrazione ottico del ricevitore | \bar{C} | - |
| Rapporto geometrico di concentrazione | C_g | - |
| Rendimento | η | - |
| Rendimento del ricevitore | η_{ric} | - |
| Rendimento di Carnot | η_c | - |
| Rendimento teorico | η_{th} | - |
| Resistenza conduttiva | R_{cond} | $\frac{K}{W}$ |
| Root Mean Square Error | $RMSE$ | - |
| Semi-apertura del ricevitore | t | m |
| Semi-apertura della parabola | x | m |
| Slope o inclinazione del ricevitore | β | rad |
| Superficie del collettore | A_{apert} | m^2 |
| Superficie del ricevitore | A_{cav} | m^2 |
| Target | t | - |
| Tecnologia solare a concentrazione | CSP | - |
| Temperatura al centro del reattore | T_{reatt_0} | $^{\circ}C$ |
| Temperatura del serbatoio freddo | T_0 | K |
| Temperatura di corpo nero | T | K |
| Temperatura di corpo nero del Sole | T_s | K |
| Temperatura media esterna | \bar{T}_{ext} | K |
| Tilt o angolo di incidenza | ϑ | rad |
| Transfer function | F | - |
| Valore del peso associato | w_i | - |
| Valore dell'input | X_i | - |
| Valore desiderato o target | T | - |
| Valore di output | O | - |
| Valore di soglia o bias | θ | - |
| Valore predetto dalla rete | Y | - |

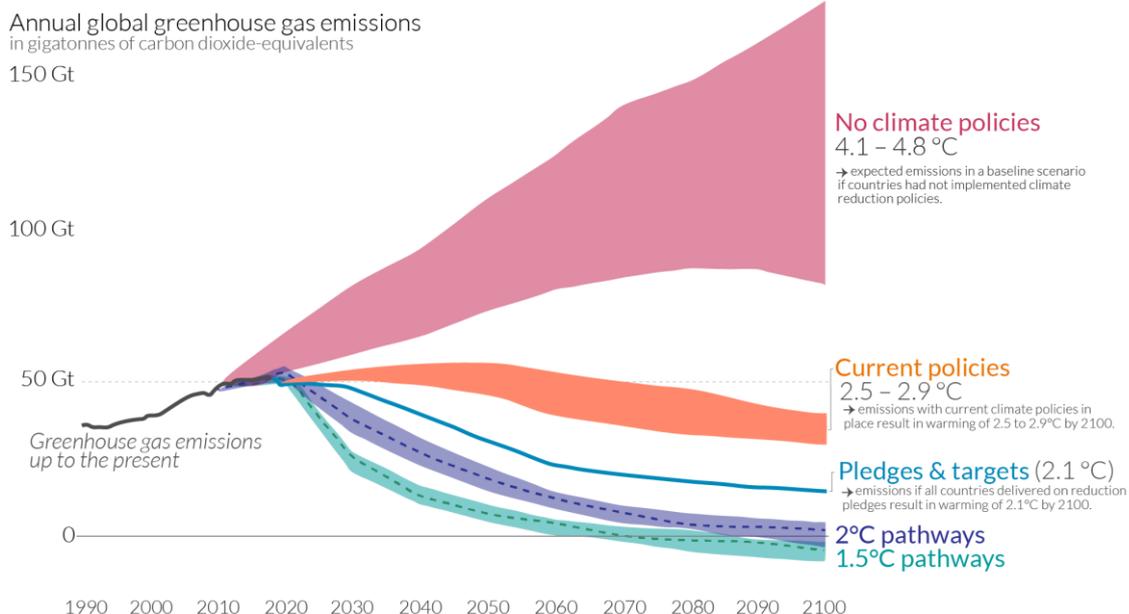
Introduzione

La crescita della popolazione mondiale e la conseguente ricerca sempre più insistente di approvvigionamenti energetici, unita all'inseguimento sfrenato di uno sviluppo economico e industriale hanno portato il pianeta alle soglie di una crisi climatica senza precedenti, di cui stiamo già oggi assistendo agli effetti sempre più devastanti. Il riscaldamento climatico sta infatti andando a colpire ogni ambito della biosfera terrestre, sciogliendo ghiacci millenari e innalzando i livelli del mare, con il risultato della distruzione di ecosistemi marittimi e terrestri e perturbazioni sempre più violente.

I governi corrono ai ripari con conferenze periodiche, che tentano di trovare il giusto compromesso tra uno sviluppo deciso ma dannoso verso l'ambiente, tipico dei Paesi emergenti, e lo sforzo di andare incontro alle esigenze climatiche, che solo gli stati ormai industrializzati sembrano volersi permettere. In questo contesto si ricordano i risultati raggiunti durante la COP21, indetta a Parigi nel 2015, in cui sono stati sottoscritti accordi tra nazioni (Paris Agreement) che prevedono di contenere l'aumento della temperatura mondiale entro i 2°C rispetto all'era preindustriale, riducendo le emissioni di gas serra a livello globale [1]. Ciò prevede uno sforzo netto da parte del mondo intero, in quanto per conseguire questo obiettivo sarebbe necessario un taglio delle emissioni di CO₂ entro il 2030, come messo in luce dalla più recente COP26, tenutasi a Glasgow nel 2021 [2].

Global greenhouse gas emissions and warming scenarios

- Each pathway comes with uncertainty, marked by the shading from low to high emissions under each scenario.
- Warming refers to the expected global temperature rise by 2100, relative to pre-industrial temperatures.



Data source: Climate Action Tracker (based on national policies and pledges as of November 2021).
OurWorldinData.org - Research and data to make progress against the world's largest problems.

Last updated: April 2022.
Licensed under CC-BY by the authors Hannah Ritchie & Max Roser.

FIGURA 0.1.1 – AUMENTO PREVISTO DELLA TEMPERATURA IN FUNZIONE DELLE DIVERSE POLITICHE

In questo contesto si inseriscono le risorse rinnovabili, fonti di energia pulita utili nell'aiutare il raggiungimento degli ambiziosi obiettivi fissati. Si cerca quindi di incrementare sempre di più lo sfruttamento di risorse naturalmente disponibili e a bassissimo, se non nullo impatto ambientale, quali l'energia del vento, dell'acqua e del Sole. Proprio quest'ultima risulta molto vantaggiosa, da un lato per la disponibilità pressoché illimitata di questa risorsa, dall'altro per il fatto di essere estremamente reperibile. È naturale quindi aspettarsi un sempre più crescente utilizzo dell'energia solare come fonte per produrre energia elettrica e di riscaldamento per le utenze. Ciò avviene, già in maniera diffusa, tramite l'utilizzo di pannelli solari e fotovoltaici, mentre un settore ancora in evoluzione è rappresentato dai cosiddetti concentratori solari, il cui scopo è quello di convogliare e raccogliere le radiazioni solari lungo un punto o una linea, incrementandone l'efficacia.

È chiaro quindi che, essendo quella dei sistemi a concentrazione una tecnologia relativamente recente, necessita di sperimentazioni e migliorie per poter essere implementata su larga scala. Ciò non sempre si rivela possibile, talvolta per la mancanza di dati sperimentali, altre volte per impossibilità tecniche; laddove questo non fosse praticabile, vengono utilizzati software di simulazione per la previsione dei risultati, in relazione al tipo di analisi da effettuare. Rientrano in questa categoria tutte le indagini termiche, acustiche e strutturali, quali ad esempio quelle effettuate tramite il metodo FEM, ma anche le simulazioni proprie del Machine Learning, in cui i dati a disposizione vengono sfruttati per istruire il computer, che baserà su questi risultati le sue previsioni. Tecniche di questo tipo, che cercano di emulare il funzionamento del cervello umano nell'apprendimento e nell'esperienza, sono proprie delle cosiddette reti neurali artificiali (ANN), le quali basano i loro risultati su ragionamenti di questo tipo.

Lo scopo di questo lavoro è quello di amalgamare queste due tecnologie assieme, sfruttando le potenzialità offerte dalle reti neurali per prevedere la temperatura del catalizzatore di un sistema a concentrazione di radiazioni solari. Per fare ciò ci serviremo del software Matlab, tramite il quale il sistema verrà allenato e chiamato alla previsione del valore cercato, che verrà utilizzato per le successive reazioni chimiche. Iniziamo quindi una prima parte descrittiva riguardo alla tecnologia alla base dei concentratori solari e alle ANN, ovvero i due macro-argomenti sui quali si basa questo lavoro; in secondo luogo, andremo a comporre le conoscenze acquisite nella creazione del modello previsionale.

Capitolo 1

1. I sistemi a concentrazione solare (CSP)

È chiaro dall'introduzione come in linea teorica le risorse rinnovabili giochino un ruolo chiave nella riduzione delle emissioni inquinanti provocate dalle attività umane. Nonostante questo, però, sono ancora le risorse fossili a farla da padrona nella produzione energetica mondiale, spinte dalla reperibilità ancora elevata e dall'utilizzo diffuso in molteplici ambiti della vita quotidiana. Fattori come l'attuale conflitto ucraino-russo, il progressivo esaurimento dei giacimenti e le moderne difficoltà nel reperimento energetico a un buon prezzo di mercato potrebbero però mettere in crisi il sistema di approvvigionamento energetico attuale e, paradossalmente, potrebbero rappresentare un'occasione per svincolarsi in larga parte dall'utilizzo indiscriminato di combustibili fossili.

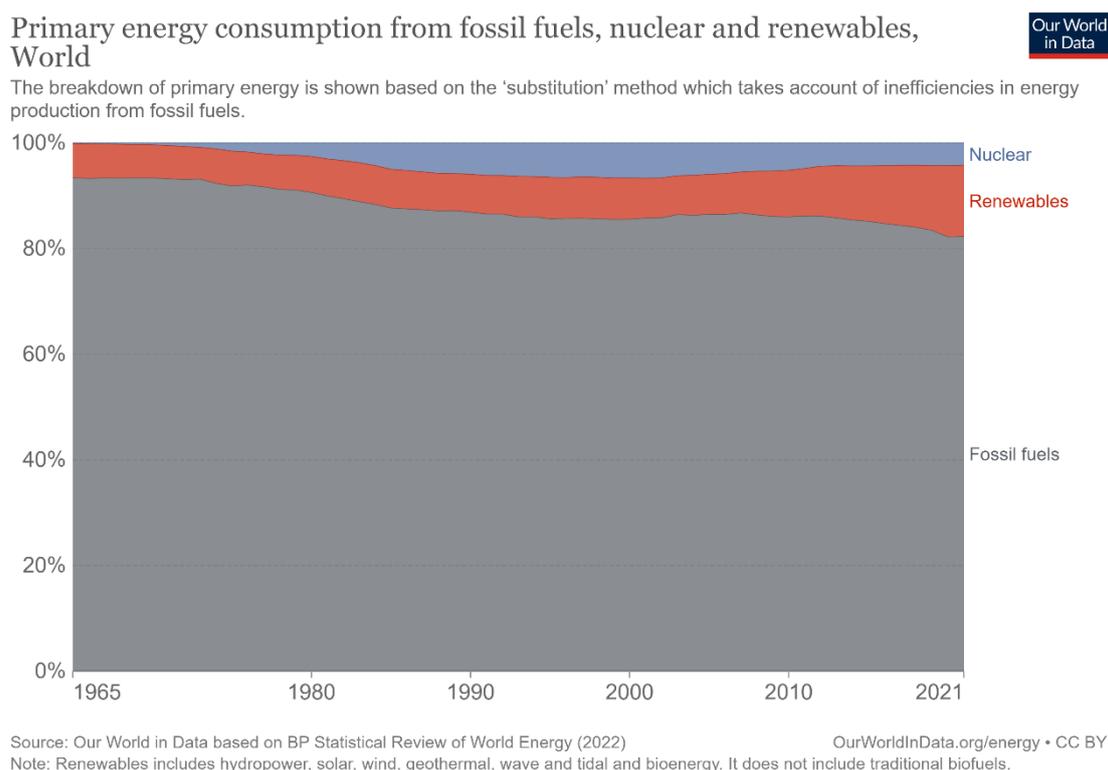
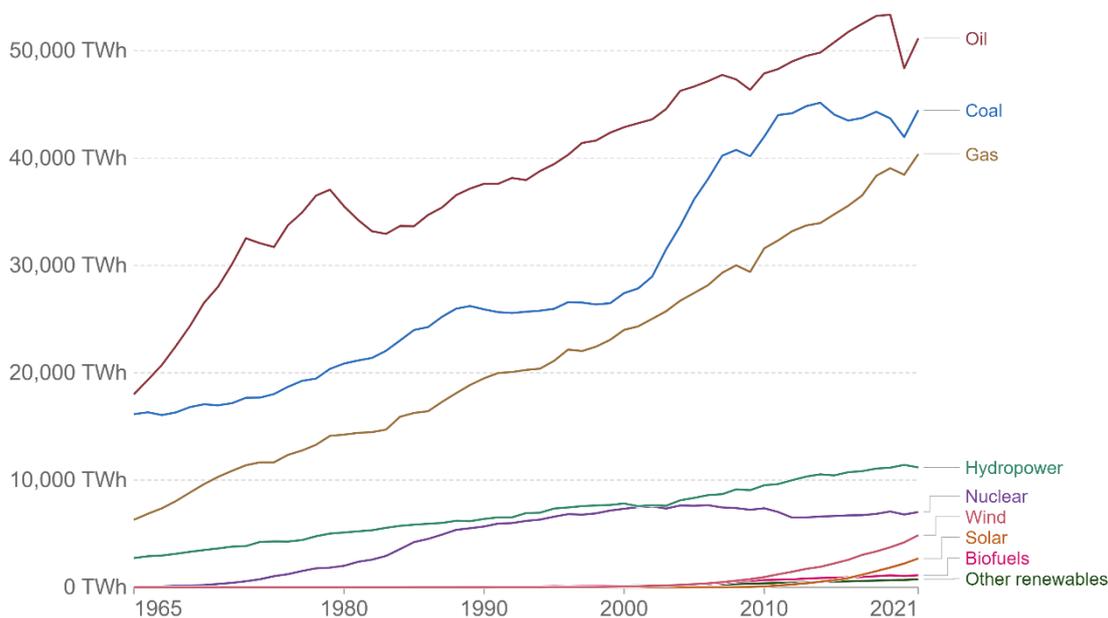


FIGURA 1.1 – CONFRONTO NELL'UTILIZZO DI FONTI FOSSILI E RINNOVABILI TRA IL 1965 E IL 2021 [3]

Il trend delle risorse rinnovabili è infatti in crescita, sintomo di un lento ma progressivo cambio di rotta in tema di produzione energetica; come possiamo però vedere dal grafico, ciò è ancora insufficiente per produrre un effettivo impatto positivo sulla salvaguardia dell'ambiente.

Primary energy consumption by source, World

Primary energy is shown based on the 'substitution' method which takes account of inefficiencies in energy production from fossil fuels.



Source: Our World in Data based on BP Statistical Review of World Energy

OurWorldInData.org/energy • CC BY

FIGURA 1.2 - TREND DI CRESCITA DELLE FONTI ENERGETICHE DAL 1965 AL 2021 [3]

Analizzando il grafico, possiamo vedere come le quantità di produzione energetica siano ancora esigue; ciò nonostante, l'energia solare presenta comunque un buon tasso di crescita se si considera la pendenza positiva della curva negli ultimi 5-6 anni, il che dà speranza nello sviluppo di applicazioni che sfruttino la potenza termica del Sole per generare energia in maniera pulita e con alta efficienza. Come detto, ci concentreremo sui dispositivi detti a Concentrazione Solare, andando ad analizzare le caratteristiche tecniche e le scelte progettuali per incrementare la produttività. Nella nostra indagine, partiamo descrivendo il Sole e la radiazione terrestre, andando a capire come arriva sul nostro pianeta e in che misura.

1.1 La radiazione solare

Il Sole rappresenta la stella del cosiddetto Sistema Solare, attorno al quale ruotano tutti i pianeti che ne fanno parte, con orbite ellittiche in cui il Sole stesso rappresenta uno dei due fuochi. Viene comunemente assunto come una sfera di diametro 1.392×10^9 m e distante circa 150 milioni di km dalla Terra, dentro alla quale avvengono continuamente reazioni di fusione e fissione che permettono di mantenere una temperatura di corpo nero pari a 5777 K [4]. Il Sole presenta una struttura a strati progressivi, dove man mano che ci si allontana dal nucleo la temperatura scende di pari passo con la massa, e cambiano i fenomeni di produzione di energia e di trasmissione del calore.

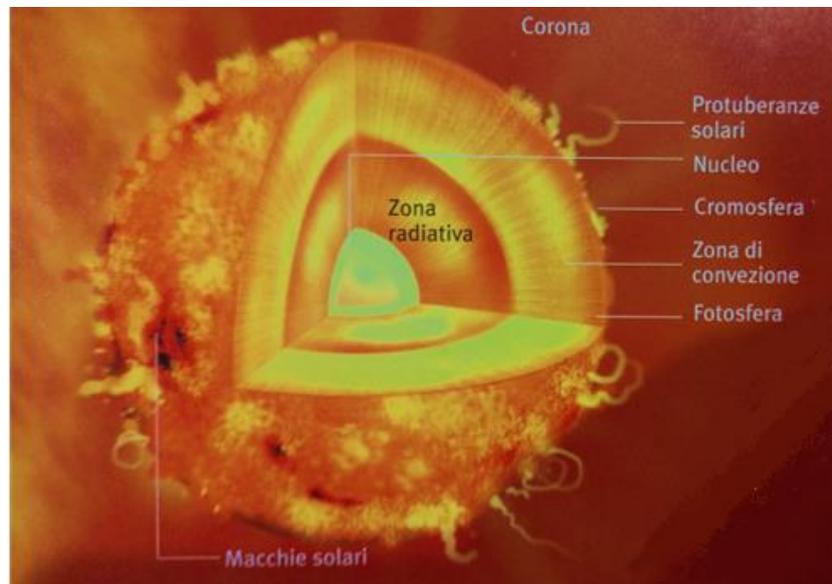


FIGURA 1.3 – COMPOSIZIONE DEGLI STRATI CHE COSTITUISCONO IL SOLE [5]

In figura, possiamo vedere la configurazione stratificata del Sole. Le temperature più alte si raggiungono all'interno del nucleo; è logico, perciò, pensare che la maggior parte dell'energia (circa il 90% secondo alcune stime [4]) venga prodotta nella regione più interna, di raggio pari approssimativamente a un quarto del raggio solare. Vi è poi una prima zona radiativa, dove il calore si propaga per irraggiamento sotto forma di fotoni per circa il 70% dell'estensione del raggio solare, e una successiva zona dove la trasmissione di calore tramite convezione è predominante, che si sviluppa fino alla superficie esterna con una progressiva diminuzione della densità della materia. In superficie, possiamo scorgere diverse entità come macchie e protuberanze, frutto del moto continuo della materia. Distinguiamo infine la fotosfera, lo strato più esterno di questa zona convettiva e formata da gas fortemente ionizzati, e la cromosfera, dove le temperature sono più alte ma la densità si riduce ancora. Infine, lo strato più esterno,

ovvero la corona, in cui si registrano temperature molto elevate e una grande rarefazione della materia [4].

Come detto, il calore viene prodotto per la maggior parte all'interno del nucleo, dove avvengono reazioni di fusione nucleare; queste reazioni sono atte alla formazione di un nuovo nucleo a partire da due nuclei più leggeri, ed essendo processi esotermici liberano energia. In particolare, la reazione propria del Sole e più in generale delle stelle può essere sinteticamente espressa in questo modo:



Dove 2_1H e 3_1H sono i due isotopi dell'idrogeno, rispettivamente il Deuterio e il Trizio, che reagiscono per formare l'Elio e liberare neutroni 1_0n ed energia Δe . Questo tipo di reazione permette di dare luce a un nucleo più stabile e pesante rispetto alla reattività caratteristica dei due isotopi dell'idrogeno, oltre a riuscire a sprigionare un quantitativo di energia maggiore per ogni reazione [6]. In particolare, al completamento di ciascuna di esse, un'energia pari a $\Delta e = 26.73 \text{ MeV}$ viene rilasciata per compensare lo squilibrio di massa tra reagenti e prodotti, e viene trasmessa man mano verso la superficie solare [7]. Da qui, possiamo capire come in realtà il Sole non si comporti come un corpo nero, bensì sia il risultato di una serie di trasmissioni di calore tra gli strati che lo costituiscono. Il risultato, alla base dello sfruttamento dell'energia solare, si traduce in radiazione elettromagnetica, che arriva fino al nostro pianeta.

Si ricorda in particolare come il fenomeno della radiazione elettromagnetica goda di un duplice aspetto, dato da un lato dalla sua natura ondulatoria, dall'altro dalla sua natura corpuscolare, meglio trattata nella branca della fisica quantistica. Questo comportamento duale della radiazione elettromagnetica fa sì che la radiazione elettromagnetica si comporti come un'onda, andando incontro a fenomeni di diffrazione se incontra un ostacolo, ma che, sotto certe condizioni (ad esempio il cosiddetto effetto fotoelettrico) possa venire fuori il suo comportamento materiale, sottoforma di scambi energetici discreti. Tenendo in considerazione la prima di queste sue caratteristiche, propria della fase di propagazione dell'onda, possiamo ricordare come i parametri che regolano il moto ondulatorio di una qualsiasi radiazione siano ampiezza, frequenza e lunghezza d'onda. Proprio quest'ultimo parametro risulta importante nella descrizione del fenomeno, dato che per valori compresi tra $0.1 \mu\text{m}$ e $100 \mu\text{m}$ le radiazioni che impattano su di un corpo ne riscaldano la temperatura; si parla in questo caso di radiazione termica [8].

Per quanto riguarda la natura corpuscolare della radiazione elettromagnetica, questa prende forma nell'impatto con altri corpi, dove avviene uno scambio discreto di energia. L'energia assorbita (o emessa) da un corpo, dunque, non sarà un valore mutevole, bensì il multiplo di un valore fisso, che prende il nome di quanto o fotone e che rappresenta una sorta di unità di misura dell'energia, valutata in "pacchetti" di energia.

L'energia associata a un fotone viene legata al valore della frequenza con cui si muove l'onda mediante la legge di Planck:

$$E = h\nu \quad (1.2)$$

Dove ν è la frequenza, misurata in Hz, della radiazione elettromagnetica e h è la costante di Planck

$$h = 6.626 \cdot 10^{-34} \text{ Js} \quad (1.3)$$

Questo non fu l'unico contributo dato da Planck allo studio della radiazione elettromagnetica, in quanto gli viene attribuita anche la scoperta della forma analitica per il calcolo dell'emissività di un corpo nero. L'ipotesi di corpo nero sarà ricorrente nella descrizione teorica di questo elaborato, in quanto la condizione più semplice in cui andare a calcolare la quantità di energia assorbita o emessa da un corpo per irraggiamento. In particolare, consideriamo per un corpo nero la capacità emissiva più grande possibile a un certo livello termico, ovvero il massimo flusso di radiazione possibile, e la capacità di assorbire tutta l'irradianza che riceve. Si parla in particolare di irradianza spettrale per esprimere la quota parte di radiazione ricevuta da una superficie per unità di lunghezza d'onda.

Introduciamo, a questo punto, una grandezza importante nella trattazione della radiazione solare. In particolare, si definisce come costante solare la quantità di energia per unità di area (ovvero la potenza) che arriva alla Terra, ovvero che raggiunge una superficie ipoteticamente perpendicolare alla radiazione stessa e posta alla distanza media Terra-Sole non considerando l'atmosfera terrestre. In particolare, ricordiamo la legge di Stefan Boltzmann, che stabilisce che l'energia emessa da un corpo nero è pari a:

$$E = \sigma \cdot T^4 \quad (1.4)$$

Dove:

$$\sigma = 5.67 \cdot 10^{-8} \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-4} \quad (1.5)$$

Viene detta costante di Stefan-Boltzmann.

Possiamo calcolare il valore della potenza emessa dalla superficie solare. Indicando con r_s il valore del raggio solare e ricordando la temperatura di corpo nero del Sole, otteniamo che:

$$P = 4\pi r_s^2 \sigma T^4 = 4\pi (6.965 \cdot 10^8)^2 \cdot \sigma \cdot 5777^4 = 3.85 \cdot 10^{26} W \quad (1.6)$$

Dividendo il valore appena trovato per la superficie di raggio pari alla distanza media Terra-Sole, possiamo ricavare il valore della costante solare [9]. Otteniamo quindi:

$$C_g = \frac{P}{4\pi R^2} = \frac{3,85 \cdot 10^{26} W}{4\pi (1,5 \cdot 10^{11})^2 m^2} = 1367 \frac{W}{m^2} \quad (1.7)$$

La radiazione termica di un corpo è disponibile sotto forma di spettro continuo, parametrizzato rispetto a un dato valore di temperatura e in funzione della lunghezza d'onda; è pratica comune rappresentare lo spettro della radiazione termica solare teorica e paragonarlo a quello di un corpo nero a $T=5777$ K.

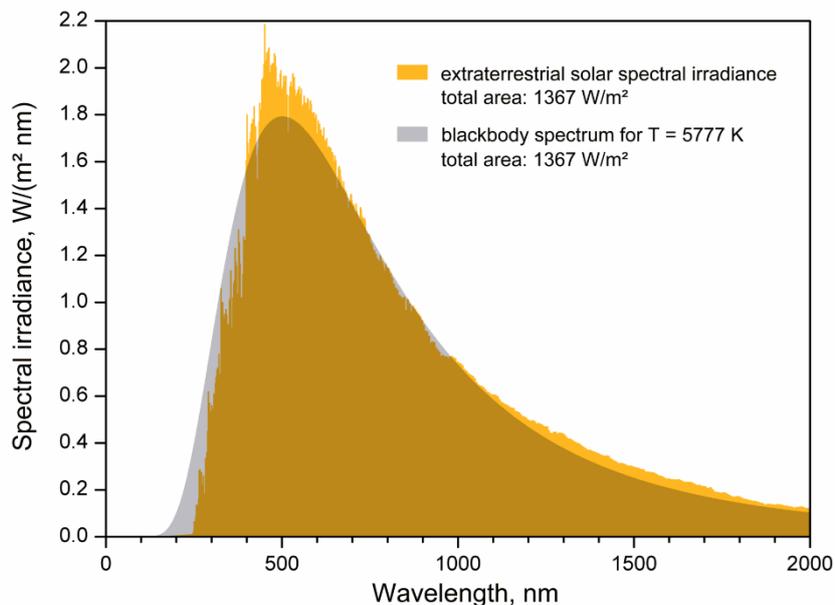


FIGURA 1.4 - SPETTRO DI IRRADIANZA DEL SOLE E DI UN CORPO NERO A 5777 K A CONFRONTO [10]

In figura 1.1.4, possiamo vedere (in giallo) lo spettro di radiazione effettivo, che viene comunemente descritto come radiazione extraterrestre, ovvero la radiazione che raggiungerebbe il nostro pianeta in assenza di atmosfera terrestre. Questo spettro subisce due importanti variazioni, legate a caratteristiche geometriche dell'interazione Terra-Sole: la prima di queste è legata alla mutevolezza della radiazione emessa stessa. La letteratura suggerisce che queste variazioni siano principalmente legate alle caratteristiche dei *sunspots*, le macchie visibili sulla superficie solare e dettate da una forte diminuzione della temperatura a livello locale. Queste macchie cambiano periodicamente e generano una diminuzione periodica della radiazione emessa, anche

se il valore di suddetta variazione non è univocamente determinato, e spazia dal $\pm 1.5\%$ al $\pm 0.2\%$ proposto da Wilson nel 1981. L'altro parametro che genera una variazione periodica nel valore di radiazione extraterrestre è la variazione di eccentricità nell'orbita terrestre attorno al Sole, quantificabile nel $\pm 1.7\%$ del suo valore, che porta la radiazione ad oscillare in un range del $\pm 3.3\%$ rispetto ai valori di spettro proposti [4].

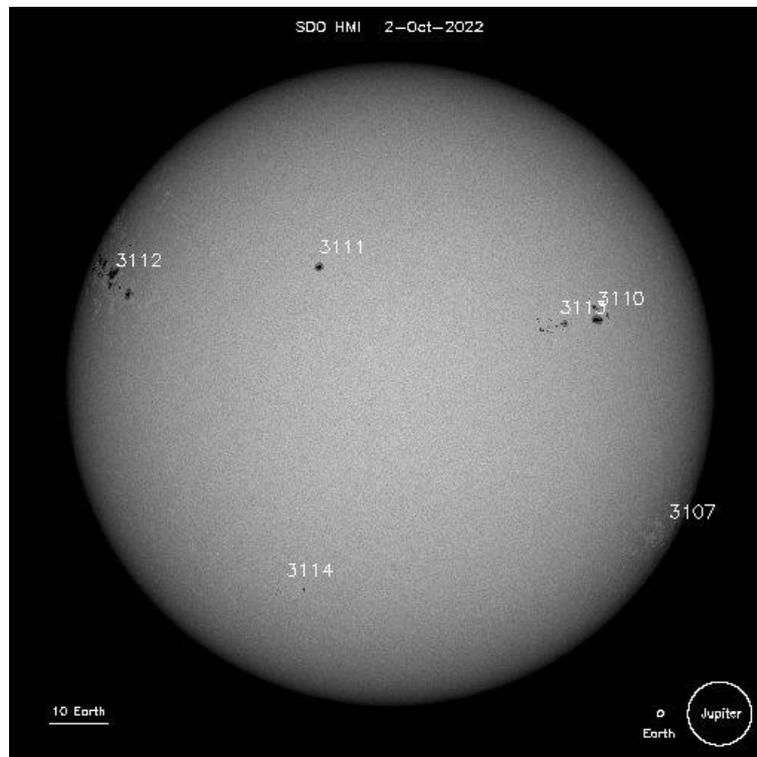


FIGURA 1.5 – TEMPERATURE DEI SUNSPOTS MISURATE DAL TELESCOPIO SPAZIALE SOHO IL 2/10/2022 [11]

La radiazione extraterrestre rappresenta comunque solo un valore di partenza nella nostra indagine, in quanto non tiene in considerazione il duplice effetto provocato dalla presenza dell'atmosfera terrestre, che dà vita ai fenomeni di scattering e di assorbimento. In particolare, si definisce il fenomeno dello scattering come la deviazione della radiazione extraterrestre provocata dall'interazione dei raggi solari con le molecole di aria, vapori acquee e polveri caratteristiche dell'atmosfera. Questo parametro è quindi influenzato sia dal numero di particelle che la radiazione deve attraversare, sia dalla loro dimensione relativamente alla lunghezza d'onda; in particolare, possiamo suddividere in base al valore di λ tre tipi di dispersione per scattering.

Per quanto riguarda le molecole di aria, essendo la loro dimensione notevolmente inferiore rispetto alla lunghezza d'onda della radiazione, il fenomeno di scattering avviene secondo il meccanismo di Rayleigh, che implica una deviazione del fascio per valori di λ fino a $0.6 \mu\text{m}$, andando a toccare specialmente il campo del blu nel range delle onde visibile. Per questo motivo, al tramonto il cielo appare rosso, in quanto la componente di luce blu è fortemente scatterizzata.

Per lunghezze d'onda maggiori, gli effetti sono piccoli, mentre per quanto riguarda particelle più grandi, come acqua e polvere, il fenomeno è più complicato da descrivere, ma sono disponibili in letteratura numerosi approcci, tra i quali l'equazione della torbidità di Ångström [4]. Si parla in questo caso di scattering di Mie.

Lo scattering selettivo, infine, agisce per goccioline molto maggiori rispetto al valore della lunghezza d'onda, ed è responsabile del colore bianco delle nuvole, in quanto la radiazione impattante viene diffusa indipendentemente dalla lunghezza d'onda in tutte le direzioni [12].

Il fenomeno dell'assorbimento, invece, si verifica per la presenza di ozono, anidride carbonica e vapori acquei, che per valori di lunghezze d'onda differenti hanno un diverso potere di assorbire la radiazione. Si ricorda in particolare il range 0-0.29 μm per l'ozono (O_3) e il range dell'infrarosso in cui si ha forte assorbimento da parte del vapore acqueo (H_2O) e dell'anidride carbonica (CO_2) [9].

Gli effetti appena descritti vanno a impattare sullo spettro di emissioni mostrato in figura 1.4, riducendo fortemente i valori di emissione del Sole in termini di radiazione termica. Considerando quindi il forte assorbimento per raggi a lunghezze d'onda estremamente piccole (da parte di azoto e altri componenti), la parte di raggi ultravioletti viene assorbita dall'ozono, mentre per lunghezze d'onda maggiori di 2.5 μm abbiamo un forte assorbimento da parte del diossido di carbonio [9]. Per fini ingegneristici, dunque, l'unico range di interesse è quello compreso tra 0.29 e 2.5 μm .

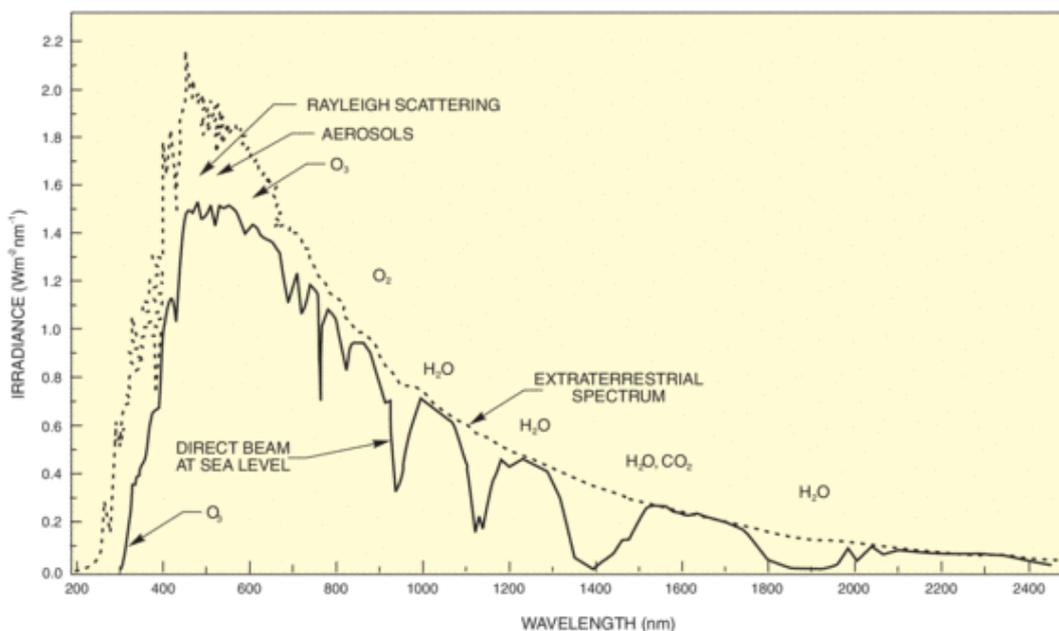


FIGURA 1.6 – SPETTRO DELLA RADIAZIONE FILTRATO DALL'ATMOSFERA [52]

Il fenomeno dello scattering ha la conseguenza di deviare i raggi solari, cambiandone la radiazione: i raggi che vanno incontro a questo fenomeno creano la cosiddetta radiazione diffusa. Vi è poi la quota parte che viene assorbita tramite i fenomeni precedentemente descritti in atmosfera, mentre la restante parte non subisce deviazioni e viene definita radiazione diretta, rappresentando la quota di radiazione solare di interesse per l'utilizzo a fini energetici, quali appunto i concentratori solari [13]. Va ricordato, inoltre, come una quota rilevante di energia che giunge sul pianeta venga riflessa dall'atmosfera, dalle nuvole e dalla superficie stessa del pianeta.

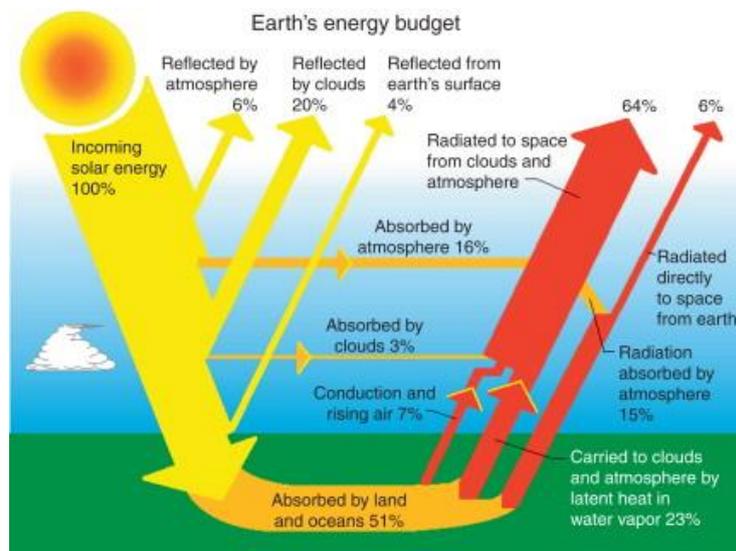


FIGURA 1.7 - BILANCIO DELLA RADIAZIONE SOLARE [14]

Gli effetti dei fenomeni di assorbimento e di scattering di cui sopra sono descritti accuratamente in via teorica, ma presentano comunque un margine di variabilità nella pratica: basti pensare alla probabilità di trovare sul cammino della radiazione una molecola di vapore acqueo piuttosto che di anidride carbonica e gli effetti dell'assorbimento sulla radiazione saranno differenti. Senza tirare in ballo considerazioni probabilistiche, è utile definire una sorta di condizione standard, che rappresenti un riferimento per la misura della radiazione ricevuta dalla superficie terrestre. Ricordiamo inoltre che, quando si parla di radiazione ricevuta, ci riferiamo abitualmente al termine di irradianza o irradianza spettrale, a seconda che questa sia una rappresentazione generica per ogni lunghezza d'onda o se si riferisca all'unità di essa. Il caso standard è rappresentato da cielo sereno e sgombro (in quanto anche le nuvole partecipano ai fenomeni di riflessione e assorbimento) e solitamente viene analizzata la ricezione in suddette condizioni da parte di una superficie orizzontale. In queste condizioni, identifichiamo:

- Irradianza diretta (G_b): la quota parte di irradianza che giunge sulla superficie orizzontale senza essere stata deviata o assorbita, viene indicata con G_b in quanto viene definita in inglese "beam radiation";
- Irradianza diffusa (G_d): la quota parte di irradianza assorbita dalle molecole atmosferiche;
- Irradianza riflessa (G_r): la quota parte di irradianza che viene riflessa dalla superficie, dunque senza assorbimento da parte di essa.

Possiamo da questa considerazione condurre un primo bilancio energetico che coinvolga l'irradianza, stabilendo che:

$$G_{tot} = G = G_b + G_d + G_r \quad (1.8)$$

E tenendo in conto che l'irradianza totale sarà la componente di radiazione extraterrestre che impatta sul nostro pianeta, possiamo calcolarla secondo la seguente formula:

$$G_{tot} = E_0 \left(\frac{r_s^2}{R^2} \right) = E_0 \left(\frac{(R \sin \theta_s)^2}{R^2} \right) = E_0 \sin^2 \theta_s \quad (1.9)$$

Dove $E_0 = \sigma T_s^4$, T_s^4 è la quarta potenza della temperatura solare di corpo nero, R la distanza media Terra-Sole e θ_s l'angolo di apertura terrestre con cui giungono i raggi (4.65 rad).

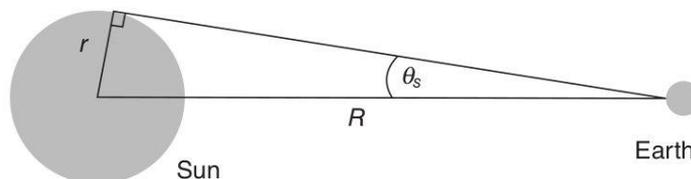


FIGURA 1.8 - VALORI PER IL CALCOLO DELL'IRRADIANZA TOTALE [15]

Come detto, dunque, siamo interessati principalmente alla quota di radiazione che, una volta passata l'atmosfera terrestre, arriva in maniera diretta al concentratore, in quanto essa è l'unica parte di radiazione che può essere concentrata per la produzione energetica. Esistono in rete diverse mappe [16] che indicano i valori di irradiazione e di irradiazione diretta che giungono sulla terraferma; questi valori variano fortemente al variare della latitudine di riferimento, andando a sottolineare una forte dipendenza dalla temperatura.

Possiamo notare dagli esempi proposti un'elevata differenza tra i grafici di irradiazione orizzontale che, come detto, rappresenta la condizione di riferimento, e di irradiazione normale diretta, che per quanto detto risulta molto minore. Laddove vi sono valori non molto elevati di Direct Normal Irradiation (DNI), è consigliabile l'installazione di pannelli

fotovoltaici piuttosto che sistemi a concentrazione, in quanto questi sono in grado di raccogliere anche l'energia diffusa.

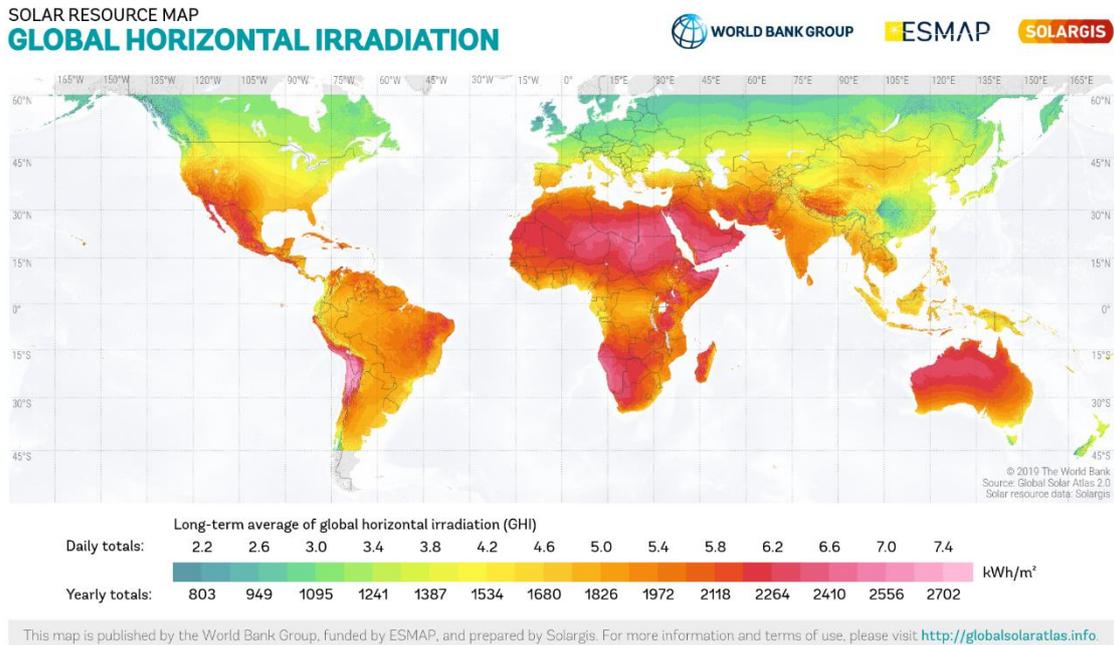


FIGURA 1.9 – VALORI DI IRRADIAZIONE GLOBALE ORIZZONTALE

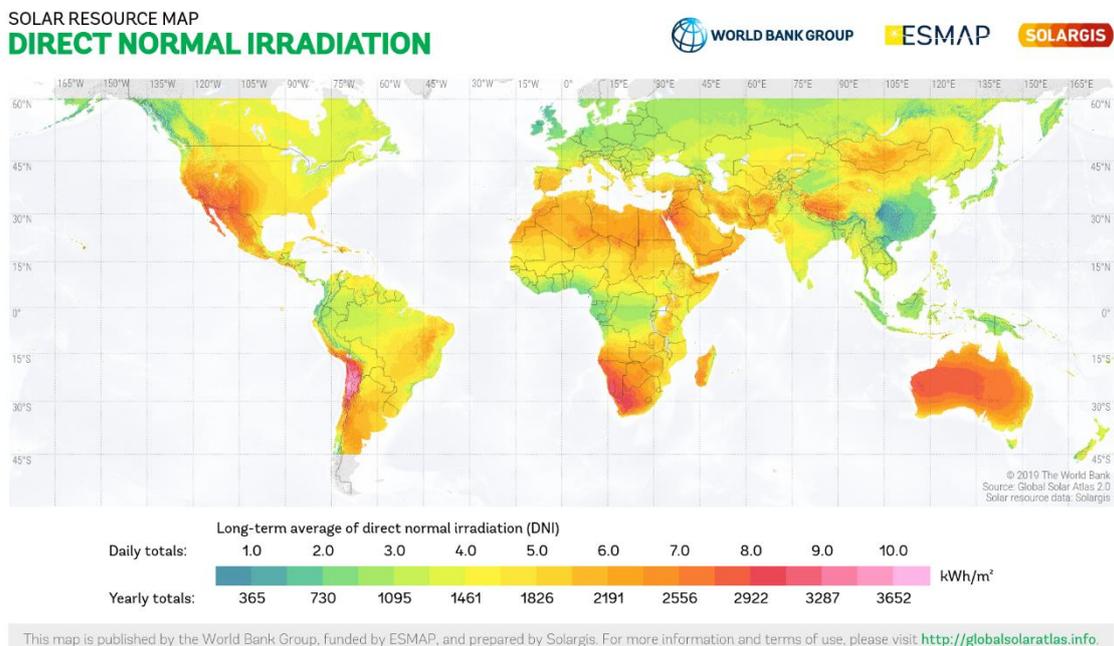


FIGURA 1.10 – VALORI GLOBALI DI IRRADIAZIONE NORMALE DIRETTA

Si noti come in questi grafici viene mappata a livello globale l'irradiazione, e non l'irradianza di cui si è parlato fino a questo punto. Il legame che intercorre tra le due grandezze è funzione del tempo: in particolare, con il termine irradiazione, ci si riferisce

all'integrazione dell'irradianza nel dominio del tempo, di solito in termini di giorni o ore. L'irradiazione, dunque, non è più misurata in W/m^2 , bensì in J/m^2 ; non di rado, come in questo caso, si trova espressa in Wh/m^2 . È possibile passare da un'unità all'altra tenendo in considerazione che 1 J (Joule) esprime una potenza di 1 W in 1 s; dunque, 1 Wh corrisponderà a 3600 J, considerando che in un'ora vi sono 3600 secondi. L'irradiazione va comunque di pari passo con i valori di irradianza; è comprensibile, perciò, che le zone tendenti al rosso/fucsia nelle mappe proposte siano quelle dove è effettivamente sensato posizionare un sistema a concentrazione solare. Si ricorda, inoltre, che la mappa di riferimento ai fini di questo elaborato sarà la seconda, in quanto l'irradiazione globale tiene in considerazione anche i termini di radiazione diffusa che, come abbiamo detto, i concentratori non sono in grado di assorbire.

Proponiamo, di seguito, anche la versione della mappa riferita all'Italia; i grafici seguenti mostrano, invece, i valori di irradiazione misurati in prossimità dell'Energy Center di Torino e riferiti al 2020 (dati PGVIS [17]) e il rapporto tra irradiazione diffusa e totale, nella medesima posizione e nello stesso anno.



FIGURA 1.11 - VALORI DI IRRADIAZIONE DIRETTA REGISTRATI IN ITALIA (1994-2018)

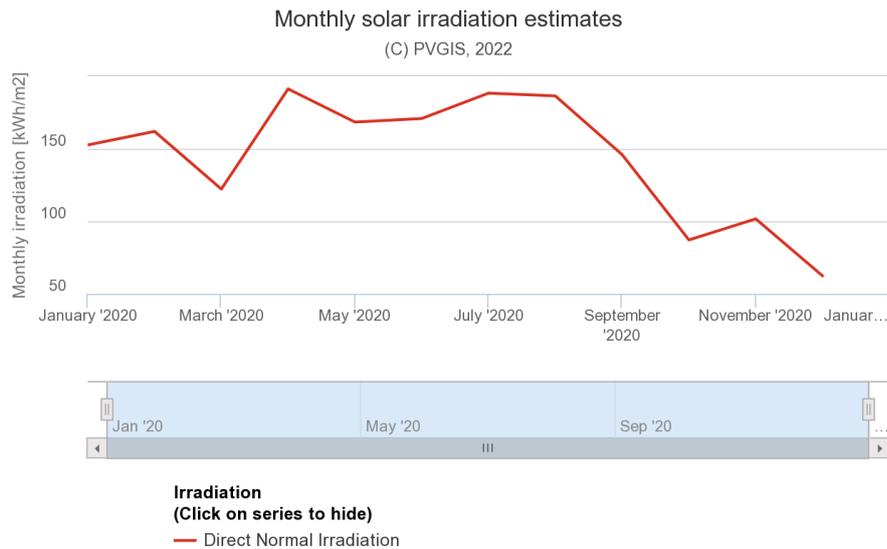


FIGURA 1.12 – IRRADIAZIONE MENSILE PRESSO L'ENERGY CENTER NEL 2020



FIGURA 1.13 – % DI IRRADIAZIONE DIFFUSA SUL TOTALE PRESSO L'ENERGY CENTER NEL 2020

Si nota come, nel primo dei grafici, vi sia un'irradiazione maggiore man mano che ci si muove verso Sud, ovvero verso latitudini minori e temperature più elevate; nella nostra zona è possibile trovare una piccola porzione a Ovest in cui i valori registrati sono accettabili. Il secondo grafico mostra come i valori di irradiazione siano maggiormente distribuiti nei mesi caldi dell'anno, mentre in figura 1.13 è visibile come i valori di irradianza diffusa siano rilevanti rispetto al totale. Di conseguenza, una fetta importante di irradiazione ricevuta andrà dispersa con l'utilizzo di un concentratore solare.

Cerchiamo di capire come calcolare la quota di radiazione diretta; per farlo, però, vengono prima di tutto fornite alcune indicazioni su considerazioni geometriche che legano Terra e Sole, nella definizione dei sistemi di riferimento che possiamo adottare e di angoli caratteristici e propedeutici alla successiva descrizione dei concentratori solari.

Esistono diversi sistemi di riferimento per descrivere la posizione nello spazio del Sole rispetto alla Terra, ne riportiamo un paio, indicando per questi sistemi le coordinate astronomiche di riferimento, che andiamo successivamente ad approfondire:

- Coordinate equatoriali: prendono come riferimento il piano che passa per l'equatore terrestre e identificano come coordinate la declinazione δ e l'angolo orario ω

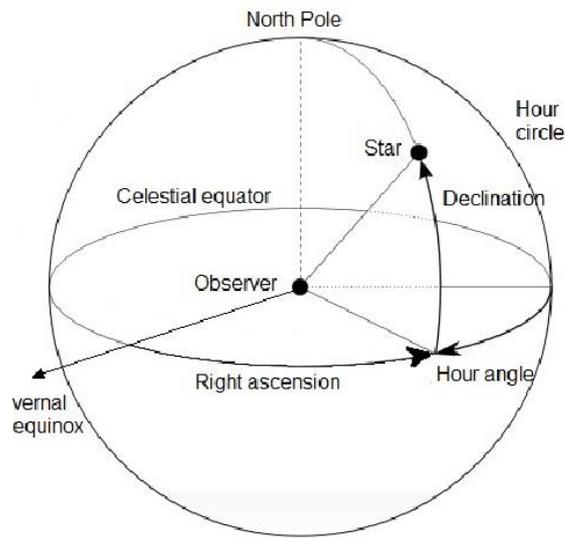


FIGURA 1.14 - SCHEMA DI COORDINATE EQUATORIALI [18]

- Coordinate altazimutali: prendono come riferimento un piano orizzontale passante per il centro della terra (detto orizzonte celeste), e a partire da questo misurano come coordinate l'altitudine solare α_s e l'azimut solare γ_s

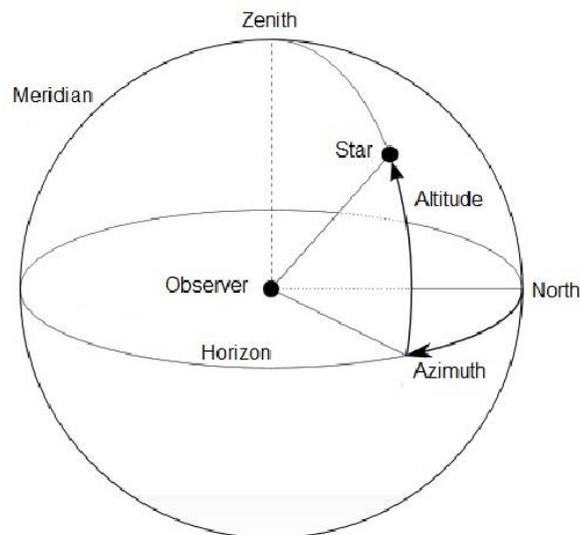


FIGURA 1.15 - SCHEMA DI COORDINATE ALTAZIMUTALI O ORIZZONTALI [18]

Possiamo notare come nelle figure 1.14 e 1.15 i due sistemi differiscano, ed è possibile accorgersene guardando l'estremo superiore dello schema. Infatti, il sistema equatoriale, proprio per come è definito, avrà come punto a Nord il rispettivo Polo, mentre per lo schema di coordinate orizzontali l'equivalente prende il nome di Zenit.

Le coordinate equatoriali definiscono, dunque, i due angoli rispetto al piano passante per l'equatore, che viene dunque detto piano equatoriale. Questo piano presenta una certa inclinazione rispetto al piano orizzontale che, essendo anche il piano di rivoluzione terrestre attorno al Sole in questa configurazione viene talvolta chiamato come piano dell'eclittica, in quanto è il piano sul quale si visualizzano le eclissi solari durante la sovrapposizione degli astri.

L'angolo tra la congiungente Terra-Sole e il piano equatoriale, preso positivo verso Nord, viene definito come declinazione δ , ed è un angolo che varia quotidianamente in base al moto di rivoluzione attorno al Sole. Questo angolo oscilla tra i $+23.45^\circ$ del solstizio d'estate e i -23.45° del solstizio di inverno, raggiungendo lo zero nei due equinozi. La declinazione δ è dunque calcolabile a seconda del giorno in cui ci riferiamo, secondo la formula proposta da Cooper (1969) [4]:

$$\delta = 23,45 \sin \left(360 \frac{284+n}{365} \right) \quad (1.10)$$

Dove n è il giorno dell'anno.

L'angolo orario ω viene definito come lo spostamento angolare del Sole rispetto al meridiano locale ed è dovuto essenzialmente al moto di rivoluzione della Terra. Si assume in particolare una rotazione terrestre di 15° ogni ora, e l'angolo viene misurato a partire da mezzogiorno e assunto positivo al pomeriggio e negativo al mattino.

Per quanto riguarda invece le coordinate altazimutali, viene definita l'altitudine solare α_s come l'angolo tra il piano orizzontale e la congiungente al Sole, mentre per azimuth solare γ_s abbiamo lo spostamento angolare della proiezione della radiazione diretta sul piano orizzontale, misurata a partire da Sud e positiva verso ovest.

Definiamo in questa sede alcuni angoli che compaiono nella formula dell'azimut solare; il loro significato sarà reso chiaro dalla figura 1.16:

- ϑ_z o angolo di zenit, ovvero l'angolo tra la verticale e la congiungente Terra-Sole;
- ϕ o latitudine, ovvero l'angolo che misura l'apertura rispetto all'equatore, viene considerato positivo verso il Nord ed è compreso tra -90° e 90° ;
- β o slope: è l'angolo formato tra l'orizzontale e la superficie ricevente;
- ϑ o angolo di incidenza o di tilt: è l'angolo compreso tra la radiazione incidente e la normale alla superficie.

- γ o azimut superficiale: è la deviazione della proiezione della normale alla superficie sul piano orizzontale rispetto al meridiano, considerata nulla a Sud e positiva verso Ovest

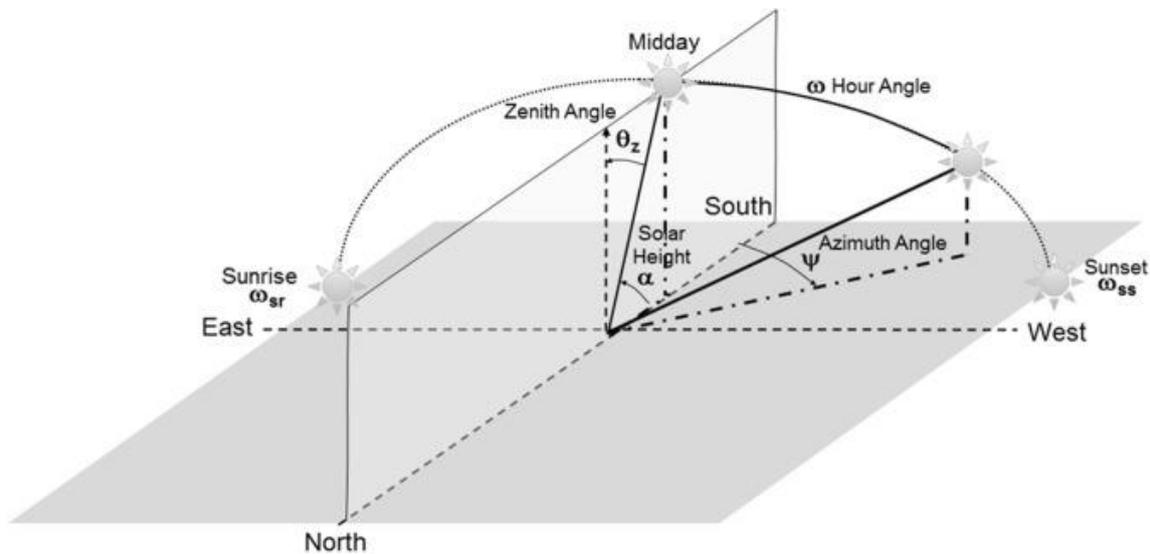


FIGURA 1.16 – RAPPRESENTAZIONE DEGLI ANGOLI CARATTERISTICI [19]

In formule, possiamo ora esprimere l'angolo di azimut mediante la seguente relazione [4]:

$$\gamma_s = \text{sgn}(\omega) \left| \cos^{-1} \left(\frac{\cos \theta_z \sin \phi - \sin \delta}{\sin \vartheta_z \cos \phi} \right) \right| \quad (1.11)$$

Notiamo che la funzione dipende dal segno di ω ; infatti, l'angolo di azimut solare può variare tra $+180^\circ$ e -180° , e la convenzione stabilisce appunto la positività dell'angolo se verso ovest.

Si nota inoltre che l'angolo ϑ_z rappresenta il complementare dell'altitudine solare α_s , perciò vale la seguente relazione:

$$\alpha_s = 90^\circ - \vartheta_z \quad (1.12)$$

È anche possibile stabilire alcune relazioni tra gli angoli appena presentati. Viene ricordata a tal proposito la seguente formula [4]:

$$\cos \vartheta = \cos \theta_z \cos \beta + \sin \theta_z \sin \beta \cos(\gamma_s - \gamma) \quad (1.13)$$

Per come abbiamo definito gli angoli, in caso di superficie ricevente orizzontale gli angoli di incidenza ϑ e di zenit ϑ_z coincidono. In questo caso, abbiamo che [4]:

$$\cos \vartheta_z = \sin \alpha_s = \cos \phi \cos \delta \cos \omega + \sin \phi \sin \delta \quad (1.14)$$

Non sempre, però, la superficie ricevente è orizzontale; anzi, a meno che non si stia trattando un sistema a pannelli solari è difficile che vi sia questa condizione. Perciò, possiamo vedere rapidamente come evolvono le relazioni appena trovate in caso di superfici inclinate. Va poi ricordato che molti sistemi a concentrazione solare hanno propri dei sistemi che permettono di cambiare la posizione della superficie ricevente, in modo da massimizzare la radiazione diretta incidente che giunge su di essi e che per questo motivo vengono chiamati sistemi di inseguimento.

Il moto di questi sistemi ne costituisce un criterio di classificazione: esistono infatti sistemi che permettono la rotazione attorno a un solo asse o attorno a due assi; vengono considerate in seguito formulazioni riguardo alla rotazione attorno a un asse parallelo alla superficie. Esistono però anche sistemi che non prevedono la rotazione della superficie ricevente attorno a uno o più assi, che vengono quindi detti sistemi fissi.

La direzione ottimale lungo cui volgere la superficie ricevente cambia in base alla latitudine di appartenenza e alla posizione solare; la potenza da essa sviluppata sarà comunque tanto maggiore tanto più la superficie ricevente sarà colpita da una radiazione perpendicolare. Solitamente, per sistemi di ricezione fissi e sprovvisti di sistemi di inseguimento, la regola generale prevede che all'emisfero boreale le superfici siano volte verso Sud, viceversa per l'emisfero australe. Ci si riferisce in particolare al sud geografico, ovvero la direzione fornita dal Polo Sud, e non al Sud magnetico, il quale risulta leggermente spostato rispetto ad esso. Anche l'angolo di tilt presenta criteri di scelta: in particolare, l'angolo β va di pari passo con la latitudine, perciò sarà prossimo ai 90° verso i poli e prossimo allo zero in concomitanza con l'equatore, dove i raggi solari incidono in direzione pressoché perpendicolare [20]. In realtà, in queste zone i pannelli vengono posti ad angoli piccoli, ma non nulli ($5-10^\circ$) per evitare il ristagno delle acque piovane sulla loro superficie [21].

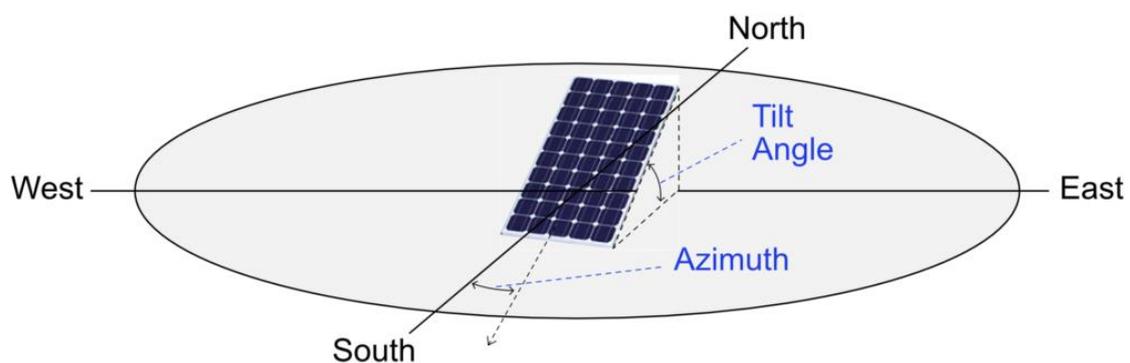


FIGURA 1.17 - ANGOLO DI TILT E AZIMUT [21]

Per superfici riceventi volte a Sud abbiamo $\gamma = 0$ e la 1.13 diventa:

$$\cos \vartheta = \cos \vartheta_z \cos \beta + \sin \vartheta_z \sin \beta \cos \gamma_s \quad (1.15)$$

mentre possiamo modificare l'equazione 1.14, che diventa:

$$\cos \vartheta = \cos(\phi + \beta) \cos \delta \cos \omega + \sin(\phi + \beta) \sin \delta \quad (1.16)$$

Manipolando queste espressioni possiamo ricavare l'angolo ottimale di inseguimento. Esistono in letteratura diverse formule per il calcolo dei parametri angolari sopra descritti; ma mentre le relazioni presentate hanno validità generale, i parametri per una superficie inclinata e che insegue il sole variano in base al tipo di rotazione. In particolare, in base all'asse attorno a cui avviene la rotazione, è possibile ricavare determinate formule in base alla direzione attorno a cui ruotiamo il pannello [4].

Una volta definiti gli angoli di base, cerchiamo di calcolare il valore effettivo della radiazione diretta. Ricordando l'equazione 1.8 [9], abbiamo:

$$G_{tot} = G = G_b + G_d + G_r \quad (1.8)$$

che costituisce un primo bilancio dell'irradianza G .

Va ricordato che lo standard a cui ci si riferisce è quello di cielo sereno e superficie ricevente orizzontale, ma non sempre queste condizioni sono rispettate, specialmente nei concentratori solari che, come detto, presentano quasi sempre una certa inclinazione del ricevitore.

In letteratura, esistono diverse relazioni che descrivono il fenomeno della radiazione solare con cielo nuvoloso e ne permettono di calcolare le componenti diretta e diffusa, sia in presenza di superficie ricevente orizzontale che di superficie inclinata o in movimento [4]. Ne viene riportata per completezza la fonte; mentre è stato considerato per via grafica il caso di superficie ricevente orizzontale (Figura 1.9), analizziamo il caso più generale possibile per la condizione di superficie ricevente inclinata.

L'irradianza che giunge su una superficie in direzione perpendicolare alla superficie ricevente stessa viene generalmente indicata con $G_{b,n}$. È possibile, tramite gli angoli che abbiamo definito, andare a calcolare il valore di irradianza incidente per altre condizioni planari. In particolare, per una superficie orizzontale:

$$G_b = G_{b,n} \cos \theta_z \quad (1.17)$$

Mentre per una superficie con qualsiasi inclinazione, dunque angolo di tilt non nullo, abbiamo che:

$$G_{b,t} = G_{b,n} \cos \theta \quad (1.18)$$

I risultati sono visibili in figura 1.18 (in questo caso ϕ rappresenta θ_z).

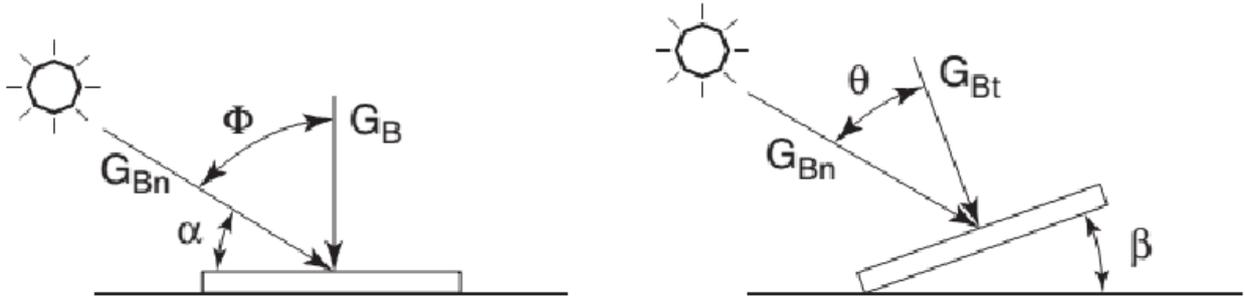


FIGURA 1.18 - CONFRONTO RADIAZIONE DIRETTA A DIVERSO ANGOLO DI TILT

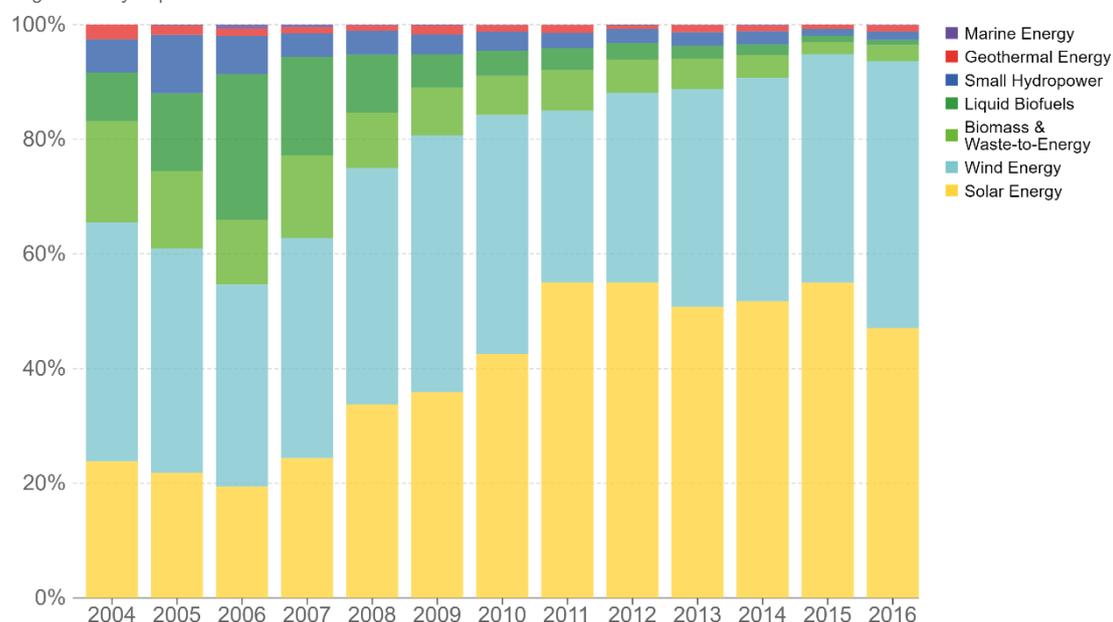
1.2 Impianti di concentrazione solare CSP

La radiazione solare presenta dunque numerosi vantaggi, soprattutto per quanto riguarda la sua elevata reperibilità, sia in termini spaziali che su scala temporale.

A testimonianza di ciò, viene proposto un istogramma che rappresenta gli investimenti portati a livello globale dal 2004 in materia di energie rinnovabili suddivisi per risorsa utilizzata. Da questo grafico è facile vedere come vi sia stato un trend di crescita importante per quanto riguarda l'utilizzo del Sole come fonte primaria: nonostante negli ultimi anni vi sia stata una stabilizzazione dei risultati, infatti, l'energia solare da sola rappresenta grossomodo il 50 % degli investimenti effettuati in questo campo.

Investment in renewable energy, by technology

Global investment in renewable energy technologies, measured in USD per year. Note investment figures exclude large-scale hydropower schemes.



Source: International Renewable Energy Agency (IRENA)

OurWorldInData.org/energy • CC BY

FIGURA 1.19 – INVESTIMENTI IN ENERGIE RINNOVABILI SUDDIVISI PER RISORSA

Esistono diversi mezzi attualmente disponibili per poter sfruttare il Sole a fini energetici; tra queste, citiamo la tecnologia a pannelli solari, di cui qualcosa si è accennato nella sezione precedente, e la tecnologia a concentrazione solare (CSP). Le differenze sostanziali tra queste due metodologie sono essenzialmente nel tipo di radiazione sfruttata e nelle temperature raggiunte: i pannelli solari permettono di poter sfruttare anche la radiazione diffusa per la produzione energetica, nonostante le temperature sviluppate siano mediamente inferiori rispetto ai sistemi a concentrazione. Il grosso vantaggio che presentano questi ultimi sta nella loro disponibilità a poter immagazzinare energia, caratteristica che la tecnologia a pannelli non prevede e che fa lievitare il prezzo di mercato dei CSP. Ciò nonostante, questo metodo promette ottimi risultati e soprattutto ampi margini di crescita, in modo da agevolare una diffusione a larga scala e ampliarne la possibile fascia di clientela. Attualmente, a livello globale si è

da poco superata la soglia dei 10 GW di produzione energetica tramite sistemi a concentrazione solare (compresi gli impianti in costruzione), grazie all'annuncio del governo cinese a inizio 2022 della costruzione di un impianto da 1.3 GW che ne fa il leader a livello mondiale in questo ambito [22].

I sistemi a concentrazione solare prevedono una struttura fissa, sulla quale viene installato un ricevitore o superficie ricevente. Questo può essere di diverse geometrie, a seconda delle quali viene storicamente effettuata una prima classificazione dei CSP; ma qualsiasi sia la configurazione, lo scopo dell'attrezzatura è quello di convogliare la radiazione incidente diretta lungo una linea o un punto, lungo i quali viene raccolta mediante un dispositivo detto assorbitore. Quest'ultimo dispositivo lavora ad alta temperatura, in quanto la concentrazione dei raggi solari ha lo scopo di innalzare il grado termico della radiazione; il calore prodotto viene poi usato per reazioni (nei casi di produzione energetica) come serbatoio ad alta temperatura per la sua introduzione in un ciclo motore, che può essere di diverse tipologie e che sfrutta le turbine a vapore. Una distinzione importante viene fatta sulla produzione energetica, che può avvenire in loco o presso altra sede; in quest'ultimo caso è necessario uno scambiatore di calore efficiente e la presenza di un HTF (Heat Transfer Fluid) che lo trasporti a destinazione. Un altro degli scopi che può avere il calore generato dalla concentrazione dei raggi solari è quello di essere convogliato in un reattore dove avvengono reazioni chimiche di scissione di biomasse, anidride carbonica o acqua ai fini di poter produrre, ad esempio, gas e carburanti sintetici. Solitamente, questa tipologia di concentratori si avvale dell'utilizzo di un fluido di trasferimento ad alta temperatura per il trasporto del calore, quali sodio e sali a base di cloro. Vi è anche la possibilità di produrre energia elettrica sfruttando l'alta temperatura della radiazione concentrata assorbita e utilizzarla per alimentare continue reazioni redox (ossidazione), o semplicemente di convogliare l'energia termica immagazzinata per i processi produttivi che ne fanno domanda.

I ricevitori si dividono essenzialmente in quattro tipologie:

- Ricevitori lineari parabolici: presentano una superficie parabolica di ricezione della radiazione solare, progettata in modo da convogliare il fascio luminoso lungo una linea centrale, dove viene raccolto mediante un assorbitore di tipo lineare. La struttura sulla quale sono montati gli specchi permette un inseguimento del sole di tipo giornaliero. Questo tipo di ricevitori riesce a concentrare energia a una temperatura massima di circa 400 °C, oltre la quale gli oli ad oggi utilizzati per il trasferimento del calore degradano [23]. Attualmente, l'impianto ad oggi a maggior potenza generata ad utilizzare questa tecnologia si trova negli USA (Solana Generating System, Arizona), con una generazione attesa di 944 Gwh all'anno [24].



FIGURA 1.20 - CONCENTRATORE SOLARE PARABOLICO LINEARE [25]

- Concentratori a torre ricevente: presentano una serie di specchi che hanno possibilità di ruotare attorno a due assi per l'inseguimento solare (eliostati) ruotati in modo da convogliare la radiazione solare su un ricevente posizionato sulla cima di una torre centrale. Ciò permette di raggiungere temperature più elevate rispetto ai concentratori solari parabolici lineari (600-1200 °C utilizzando sali fusi [26]) e con perdite minori. Attualmente, l'impianto a maggior potenza ad oggi operativo che utilizza il sistema a torre ricevente è l'Ivanpah, nei deserti californiani, in grado di generare una potenza pari a 1079 Gwh all'anno grazie ai più di 170 mila eliostati di cui dispone [24].



FIGURA 1.21 - SISTEMA A TORRE CENTRALE IVANPAH

- Riflettori lineari di Fresnel: sono caratterizzati da lunghe file di specchi di ridotte dimensioni e orizzontali o con un leggero angolo di tilt, che convogliano la radiazione solare lungo una linea soprastante, dove viene raccolta tramite ricevitori. La loro semplicità è il principale punto di forza, che gli permette di

ottenere delle buone efficienze pur utilizzando meno superficie rispetto alle altre tipologie di CSP. Le temperature massime sono paragonabili ai sistemi parabolici lineari, mentre le potenze sviluppate attualmente a livello globale sono più basse, in quanto l'impianto a maggior potenza a utilizzarne gli effetti è il Dhursar, in India, che produce circa 280 Gwh all'anno.



FIGURA 1.22 – CONCENTRATORE LINEARE DI FRESNEL [27]

- Concentratore a disco parabolico: presenta un paraboloide rivestito di specchi che convogliano i raggi solari in un unico punto di fuoco, permettendo dunque di raggiungere temperature dell'ordine dei 1000 °C. Sono i dispositivi con la più alta percentuale di efficacia nell'utilizzo della radiazione solare, in quanto il paraboloide è sempre ruotato verso il Sole, da cui ne viene completamente irradiato (fino al 30% di efficacia utilizzando un motore Stirling [28]). Possono presentare anche diametri molto grandi (fino a 24 metri) e una generazione di potenza fino a 50 kWe.



FIGURA 1.23 – CONCENTRATORE PARABOLICO A DISCO ANU, IN AUSTRALIA [29]

Indipendentemente dalla geometria della superficie ricevente, il principio base sta, come detto, nella concentrazione dei raggi solari verso un ricevitore lineare o puntuale, tramite un rapporto geometrico tra le superfici del collettore (ovvero della superficie su cui incide la radiazione) e di ricezione, ovvero la superficie lungo la quale viene convogliato il raggio solare. Questo rapporto viene definito rapporto geometrico di concentrazione e viene tipicamente indicato con C_g

$$C_g = \frac{A_c}{A_r} = \frac{\text{Area collettore}}{\text{Area ricezione}} \quad (1.19)$$

Come riportato nella sezione precedente in figura 1.11, è ben visibile come alle nostre latitudini l'irradiazione media sia dell'ordine di $G=3.6 \text{ kWh/m}^2$. Ricordando dunque la relazione che lega i valori di irradiazione computati sull'ora con quelli di irradianza, che, come detto, è un parametro definito sull'unità di tempo, possiamo trovare che l'irradianza media che giunge a noi a questa latitudine si attesta attorno ai 1000 W/m^2 . È possibile, perciò, effettuare un bilancio di flusso sull'area di ricezione, per poter trovare l'efficienza di concentrazione: detta ε l'emissività della superficie ricevente e α il fattore di assorbimento della radiazione incidente, possiamo dire che:

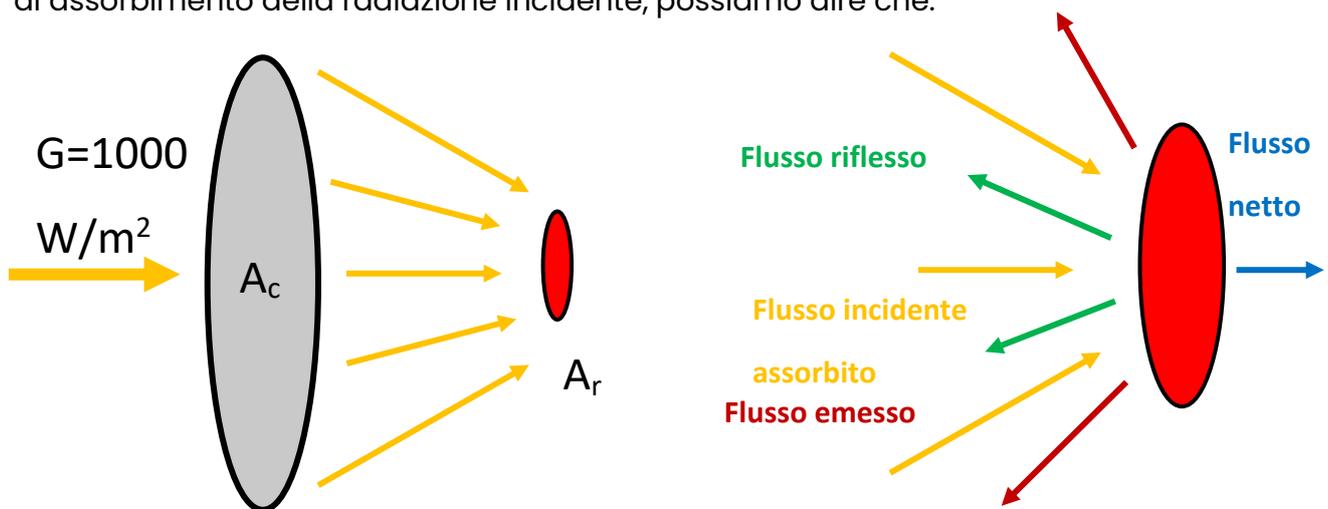


FIGURA 1.24 - BILANCIO DI FLUSSO NETTO

- Il flusso incidente è pari a $C_g G$;
- di questo, solo una frazione ne viene assorbita (flusso assorbito), pari a $\alpha C_g G$;
- la restante parte viene riflessa ($(1 - \alpha) C_g G$) in quanto la radiazione diffusa non fa parte del flusso incidente;
- la frazione emessa dalla superficie è pari a $\varepsilon \sigma T^4$ secondo la legge di Stefan-Boltzmann.

Possiamo dunque scrivere il bilancio, tenendo in conto che la quota riflessa non verrà assorbita e dunque rimane fuori dal computo:

$$\dot{Q}_{net} = \alpha G C_g - \varepsilon \sigma T^4 \quad (1.20)$$

Considerando che l'efficienza termica è data dall'energia assorbita dal collettore, possiamo stabilire la formula per il rendimento del sistema:

$$\eta_{th} = \frac{\dot{Q}_{net} A_c}{G C_g A_c} = \alpha - \varepsilon \frac{\sigma T^4}{G C_g} \quad (1.21)$$

Possiamo introdurre l'approssimazione di corpo nero, di cui abbiamo discusso nella precedente sezione, per la modellizzazione del ricevitore. In questo caso, l'assorbimento è completo così come l'emissività è unitaria, perciò abbiamo che $\alpha = 1$ e $\varepsilon = 1$.

Il rendimento calcolato nella 1.21 diventa:

$$\eta_{th} = \alpha - \varepsilon \frac{\sigma T^4}{G C_g} = 1 - \frac{\sigma T^4}{G C_g} \quad (1.22)$$

Se lo scopo è quello della produzione di energia elettrica, ipotizzando un ciclo ideale di Carnot la cui temperatura di serbatoio caldo T è fornita dalla concentrazione solare, possiamo stilare un rendimento del ciclo pari a:

$$\eta_c = 1 - \frac{T_0}{T} \quad (1.23)$$

Dove T_0 è la temperatura del serbatoio freddo.

Il rendimento ideale totale sarà dunque dato dal prodotto dei due rendimenti calcolati nella 1.22 e 1.23:

$$\eta = \left(1 - \frac{T_0}{T}\right) \left(1 - \frac{\sigma T^4}{G C_g}\right) \quad (1.24)$$

Nella realtà, vi saranno perdite maggiori e non tenute in considerazione nel computo eseguito finora, che vale appunto in condizioni ideali di ricezione e di ciclo termico. Le curve di rendimento vengono raccolte in alcuni grafici, come quello proposto in figura 1.25, che permettono di calcolare l'efficienza globale del sistema. Il grafico presenta una serie di curve parametrizzate rispetto al fattore geometrico di concentrazione; la linea tratteggiata rappresenta la congiungente di tutti i massimi relativi di ciascuna curva e quindi la condizione ottimale di temperatura. Come si può notare, le efficienze migliorano e si avvicinano a quella teorica prevista con il Ciclo di Carnot man mano che salgono temperatura e rapporto di concentrazione.

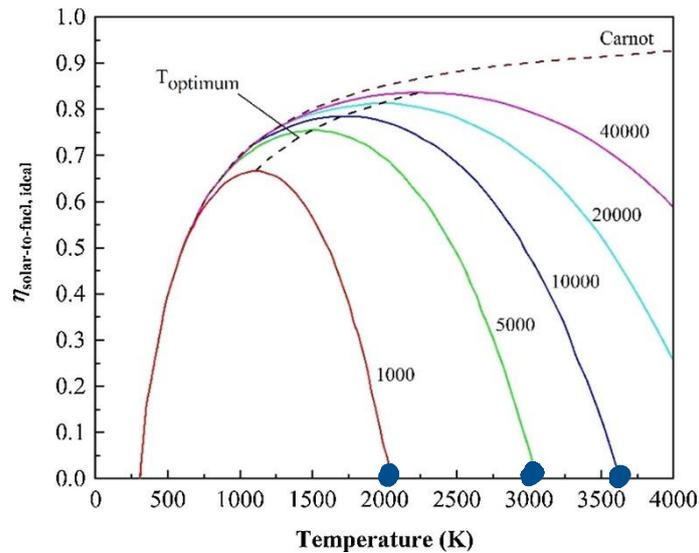


FIGURA 1.25 - CURVE DI RENDIMENTO DELL'IMPIANTO [30]

Mediante opportuni passaggi algebrici, è possibile calcolare la temperatura del punto di stagnazione, ovvero dello zero più a destra di ciascuna curva, per cui abbiamo rendimenti nulli (punti blu) e allo stesso tempo, imponendo la derivata dell'efficienza nulla, si può trovare l'equazione del luogo di punti in cui essa è massima.

$$T = \sqrt[4]{\frac{GC_g}{\sigma}} \quad (1.25)$$

$$\frac{\sigma T^4}{GC_g} (4T - 3T_0) - T_0 = 0 \quad (1.26)$$

Come detto, le finalità dell'accumulo di calore possono essere notevoli e spaziano solitamente tra la produzione di energia elettrica tramite la sua implementazione in un impianto a vapore e l'utilizzo della temperatura come fonte di calore per reazioni endotermiche di sintesi. Vengono in seguito posti alcuni esempi di questi obiettivi.

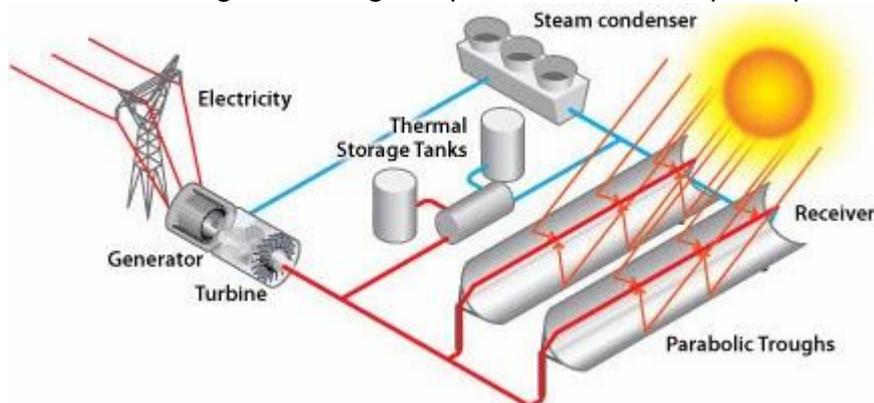


FIGURA 1.26 - IMPIANTO CSP A PANNELLI PARABOLICI LINEARI [15]

Concntrated Solar Power - Power Tower Process Diagram

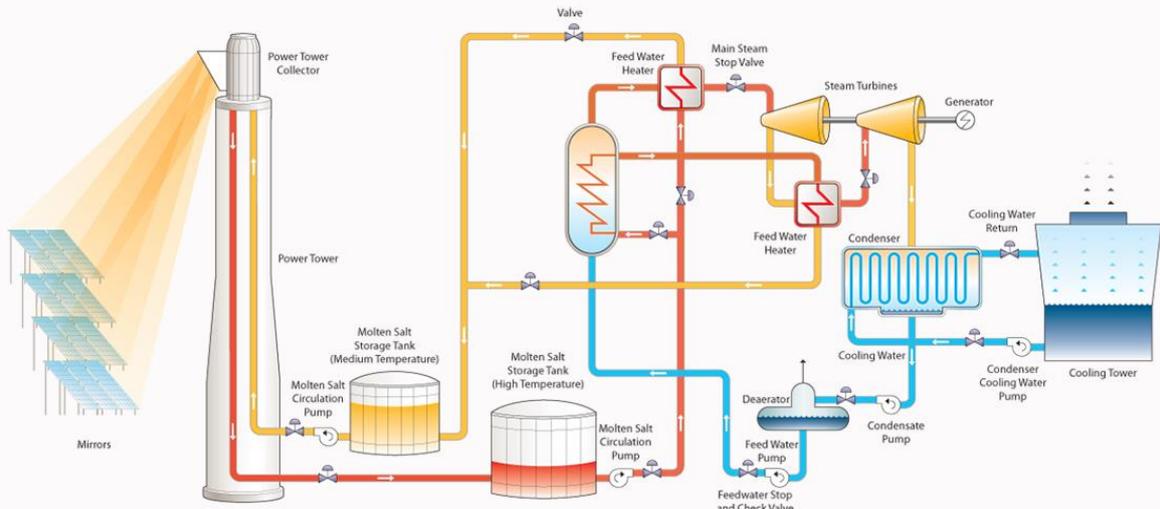


FIGURA 1.27 – IMPIANTO CSP A TORRE SOLARE [31]

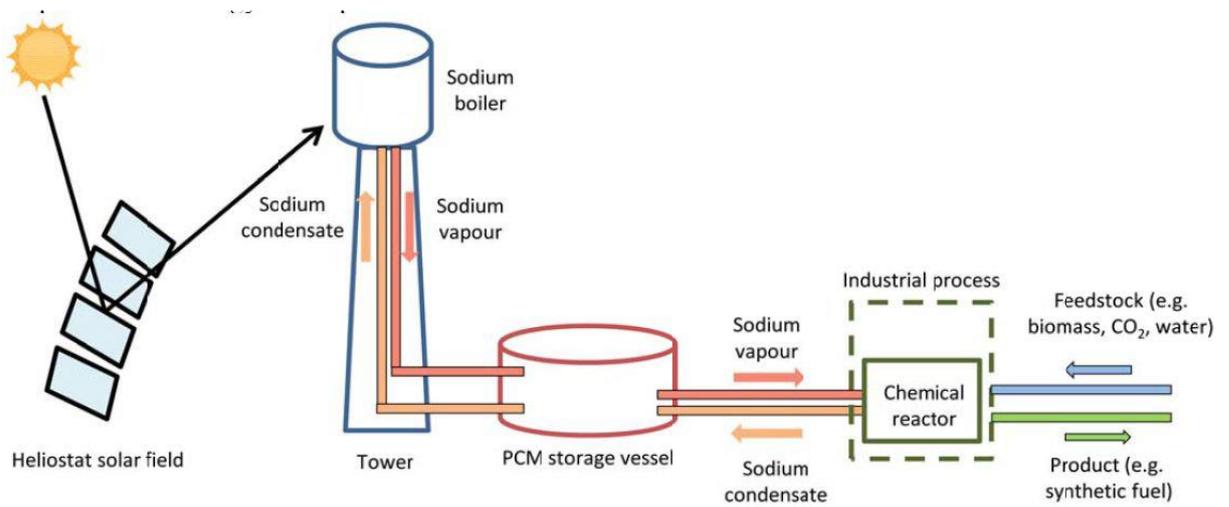


FIGURA 1.28 – IMPIANTO CSP PER LA PRODUZIONE DI CARBURANTI SINTETICI [31]

1.3 Il collettore

Per collettore si intende la struttura formata dal sostegno e dalla superficie che riceve la radiazione solare prima di rifletterla concentrata verso il ricevitore o assorbitore, che può essere puntuale o lineare, piatto, sferico o cilindrico. In questa sezione, viene analizzato brevemente il funzionamento ottico e i principi alla base della ricezione della radiazione.

È stato definito nella sezione precedente il rapporto geometrico di concentrazione C_g , ovvero il rapporto tra la superficie del collettore e la superficie assorbente che riceve la radiazione concentrata. L'aumento di temperatura che si cerca per la produzione energetica viene fornito da questo numero, che deve dunque essere il più grande possibile.

Esiste comunque un limite termodinamico a questo rapporto di concentrazione. Consideriamo infatti un corpo nero (e quindi perfettamente assorbente) che riceve una radiazione inclinata di un certo angolo θ lungo un'area A_C a temperatura T_S e la convoglia verso un'area più piccola A_R , senza perdite e a temperatura T_R :

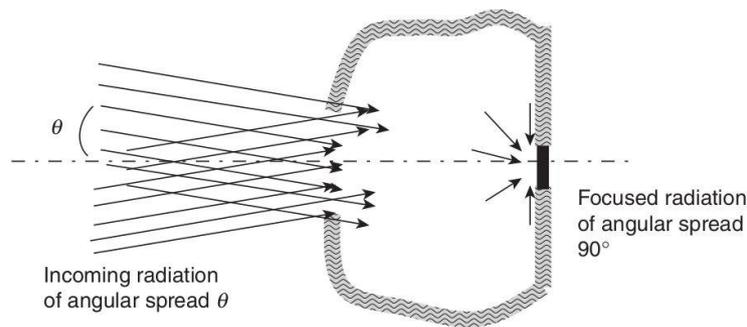


FIGURA 1.29 - CORPO NERO RICEVENTE UNA RADIAZIONE INCLINATA DI UN ANGOLO θ

Ricordando che l'irradianza totale extraterrestre è data dalla 1.9:

$$G_{tot} = E_0 \left(\frac{r_s^2}{R^2} \right) = E_0 \left(\frac{(R \sin \theta_s)^2}{R^2} \right) = E_0 \sin^2 \theta_s \quad (1.9)$$

E sostituendo θ a θ_s possiamo calcolare il bilancio del flusso, dato dal flusso incidente e da quello in uscita, che dovranno essere uguali:

$$\sigma T_S^4 A_C \sin^2 \vartheta = \sigma T_R^4 A_R \quad (1.27)$$

Ricordando che, in condizioni di equilibrio, la temperatura della superficie assorbente T_R non potrà mai essere superiore a quella del Sole per il secondo principio della termodinamica ($T_R \leq T_S$), si ottiene che:

$$C_g = \frac{A_C}{A_R} \leq \frac{1}{\sin^2 \theta} = 46250 \quad (1.28)$$

Che costituisce il limite termodinamico al rapporto geometrico di concentrazione per i concentratori puntuali (a disco e a torre).

Considerando una terza superficie, emerge come il valore di concentrazione massimo si ottenga per angoli di accettazione pari a 90° . La concentrazione si dice lineare quando i raggi vengono deviati lungo una linea; è questo il caso dei concentratori di tipo Fresnel e parabolici lineari, che presentano un rapporto di concentrazione geometrico molto più piccolo, pari a circa $C_g = 215$.

Quasi mai è però possibile raggiungere questi valori di limite termodinamico, in quanto vi sono da considerare anche limiti ottici che abbassano notevolmente la soglia dei valori di concentrazione ottenibili. Analizzando caso per caso abbiamo:

1) Parabolico lineare a ricevitore piatto

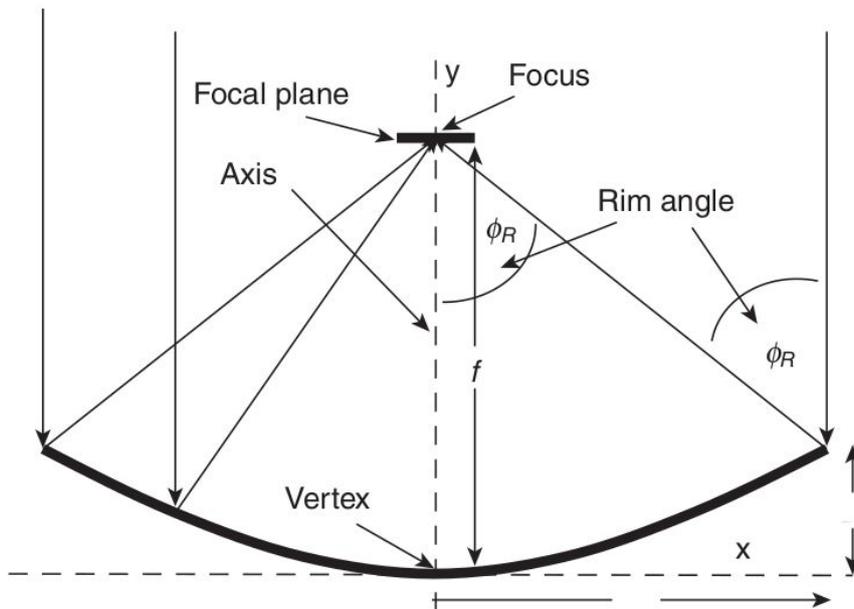


FIGURA 1.30 - CONCENTRATORE PARABOLICO LINEARE AD APERTURA PIATTA

Ricordando l'equazione della parabola:

$$y = \frac{x^2}{4f} \quad (1.29)$$

È possibile definire l'angolo ϕ_R come *rim angle*, ovvero la semi-apertura della superficie parabolica rispetto alla verticale passante per il fuoco della parabola, e calcolarlo come:

$$\tan \phi_R = \frac{R}{f - y_R} = \frac{4fR}{4f^2 - R^2} \quad (1.30)$$

Calcoliamo a questo punto il nuovo fattore di concentrazione geometrico.

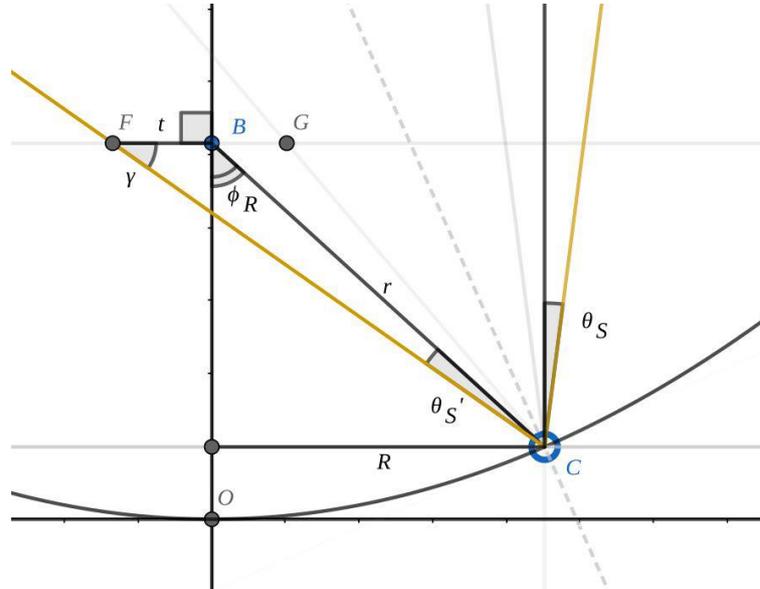


FIGURA 1.31- CONFIGURAZIONE FLAT PER CSP PARABOLICO LINEARE

Applicando la regola dei seni, si ottiene:

$$\frac{r}{\sin \gamma} = \frac{t}{\sin \theta_S} \quad (1.31)$$

Da cui, applicando relazioni geometriche

$$t = \frac{R \sin \theta_S}{\sin \phi_R \cos(\phi_R + \theta_S)} \approx \frac{2R \sin \theta_S}{2 \sin \phi_R} \quad (1.32)$$

$$C_g = \frac{\sin 2\phi_R}{2 \sin \theta_S} \quad (1.33)$$

Il valore di C_g massimo viene trovato imponendo la sua derivata rispetto al rim angle nulla, che conduce a un risultato di $C_{g,max} = 108$, ovvero circa la metà del limite trovato tramite considerazioni termodinamiche. Questo valore è massimo per un valore di rim angle pari a $\pi / 4$.

2) Parabolico lineare a ricevitore cilindrico

Per questa configurazione, abbiamo che:

$$t = r \sin \theta_s = \frac{R \sin \theta_s}{\sin \phi_R} \quad (1.34)$$

$$C_g = \frac{A_C}{A_R} = \frac{R}{\pi t} = \frac{\sin \phi_R}{\pi \sin \theta_s} \quad (1.35)$$

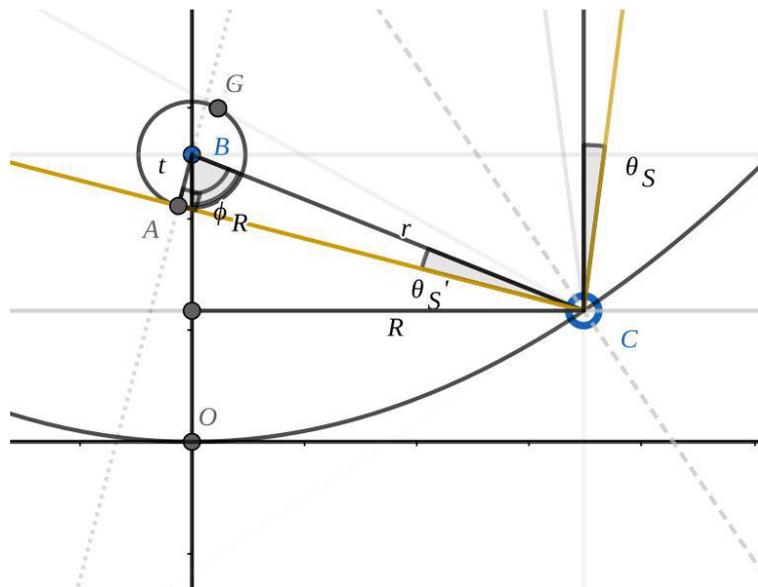


FIGURA 1.32 - CONFIGURAZIONE FLAT CON ASSORBITORE SFERICO

Calcolando nuovamente la derivata rispetto all'angolo ϕ_R , otteniamo il valore massimo del fattore di concentrazione:

$$C_{g,max} = \frac{1}{\pi \sin \theta_s} \approx 68,5 \quad (1.36)$$

Che costituisce $1/\pi$ del fattore calcolato per via termodinamica.

3) Concentratore a disco a ricevitore piatto

Possiamo in questo caso procedere analogamente rispetto a quanto fatto finora; cambierà solamente il rapporto tra le aree, che risulta:

$$C_g = \frac{\pi R^2}{\pi t^2} \approx \frac{\sin^2 2\phi_R}{4 \sin^2 \theta_s} \quad (1.37)$$

Calcolando come prima la derivata rispetto a ϕ_R , otteniamo nuovamente il valore massimo per questa configurazione, che risulta pari a $C_{g,max} = 11600$, circa un quarto del limite termodinamico.

4) Concentratore a disco a ricevitore sferico

Procediamo nuovamente con lo stesso calcolo effettuato sin qui, cambiando solamente i valori delle aree.

$$C_g = \frac{\pi R^2}{4\pi t^2} \approx \frac{\sin^2 \phi_R}{4 \sin^2 \theta_s} \quad (1.38)$$

Calcolando nuovamente il punto di massimo, si ottiene anche in questo caso $C_{g,max} = 11600$, ossia il collettore a disco fa sì che il rendimento ottico sia lo stesso indipendentemente dalla forma dell'assorbitore.

Riassumendo, i limiti del fattore di concentrazione per una superficie riflettente, senza perdite e trattata come corpo nero sono i seguenti:

| | Lim. termodinamico | Lim. Ottico |
|-------------------------------------------|---------------------------|--------------------|
| Disco a ricevitore piatto | 46250 | 11600 |
| Disco a ricevitore sferico | 46250 | 11600 |
| Parabolico a ricevitore lineare | 215 | 108 |
| Parabolico a ricevitore cilindrico | 215 | 68.5 |

TABELLA 1.1 – CONFRONTO TRA FATTORI DI CONCENTRAZIONE MASSIMI

Si nota come varia il limite superiore del rapporto di concentrazione a seconda della configurazione adottata per il collettore. Citiamo inoltre una ricerca di Rabl, datata 1976, che ha analizzato per ciascuna di queste configurazioni il rapporto tra l'area riflettente e l'area di apertura del collettore, trovando come nelle due configurazioni a ricevitore piatto e lineare (disco e parabolico lineare) il risultato sia migliore, ossia di come, a parità di valori di apertura, sia necessario un numero minore di specchi sulla parte riflettente [32].

Vi è poi una branca della tecnologia a concentratori solari che sfrutta quella che viene definita *ottica secondaria*, che sfrutta una seconda concentrazione della radiazione in quanto quella analizzata finora prevede un angolo di accettazione limitato del fascio (per un assorbitore piatto, un angolo di *rim* di 45°). L'ottica secondaria sfrutta la forma particolare della superficie dell'assorbitore in modo da andare a effettuare una seconda riflessione per aumentare il rapporto geometrico di concentrazione, che in questo modo raggiunge anche l'80-90% del limite termodinamico [33]. Esempi di questo tipo di concentratori sono dati dai CPC e dal *Trombe-Meinel cusp concentrator*.

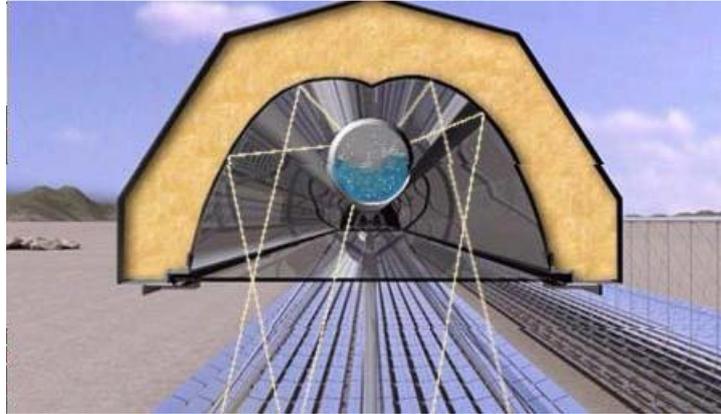


FIGURA 1.33 - TROMBE-MEINEL CUSP CONCENTRATOR [15]

Nella realtà, i valori trovati in tabella 1.1 sono ancora minori per via di una serie di errori che possiamo trovare e che distorcono il modello ideale presentato finora. In particolare, possono esserci errori dovuti alla ricezione non perfetta dei raggi solari o errori di tipo ottico, dovuti a una inclinazione non perfetta o a un inseguimento non ottimale, oltre a errori geometrici veri e propri della superficie specchiata. I primi sono dovuti alla radiazione solare: sono errori causati dalla variazione dell'angolo di incidenza nell'irradianza solare. Sono essenzialmente dovuti a fenomeni di due tipi, ovvero lo scattering (di cui si è discusso nella sezione 1.1) e il *limb darkening*, che fa sì che la radiazione più luminosa non derivi dallo strato più esterno del Sole.

Gli errori ottici sono invece causati da un errore di posizionamento della superficie ricevente, oltre a imperfezioni proprie della superficie. Possono essere di diverse categorie:

- Errore di specularità: sono errori dettati dalla qualità costruttiva degli specchi che riflettono la radiazione, definiti come la deviazione standard della distribuzione angolare dei raggi generati da una radiazione incidente con un certo angolo. Molto spesso è la rugosità locale a causare queste piccole imperfezioni, che deviando la radiazione di pochi decimi di radianti permettono una perdita di intensità della radiazione concentrata. Errori di questo tipo vengono indicati con σ_{sp} , anche se i più moderni processi produttivi permettono di abbassare l'errore a una soglia non rilevante per il processo (circa 0.05 mrad [15]).

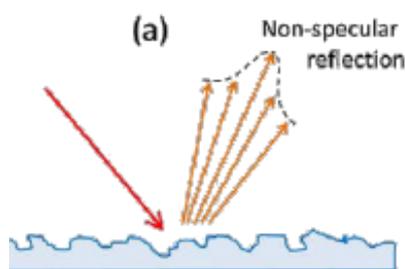


FIGURA 1.34 - ERRORE DI SPECULARITÀ

Per quanto riguarda la superficie riflettente, ossia gli specchi, essi hanno bisogno di essere curvati e inclinati singolarmente, in modo da poter aderire il più fedelmente possibile alla geometria teorica da loro richiesta. Attualmente, le loro caratteristiche geometriche sono in grado di poter fornire valori di riflessività fino al 95-96% [15] circa per specchi sottili in acciaio (1 mm), che per costituzione necessitano però di un supporto. Vi sono poi specchi più spessi (circa 4 mm), che presentano una riflessività leggermente più bassa, ma permettono di essere montati senza un'intelaiatura dedicata. Ricordiamo anche i più recenti specchi in alluminio, che permettono di essere molto sottili ma che attualmente presentano problemi di riflessività e di durata rispetto agli equivalenti in acciaio.

- Errore di posizionamento o tracking error: sono errori dovuti a una geometria corretta e corrispondente a quella ideale da parte del ricevitore, ma un orientamento errato rispetto a quanto previsto. Infatti, nella realtà il collettore non riesce a puntare sempre al sole, ma vi è uno scarto angolare, individuato tramite il calcolo della deviazione standard della posizione angolare rispetto a quella corretta, indicata con σ_{Tr} . Sono dettati dunque da errori di allineamento, che vengono corretti tramite software interno con un fit dei parametri derivanti dalle misurazioni in modo da "seguire" l'errore, ma questa non è l'unica causa degli errori di tracking. Infatti, è possibile anche avere errori dovuti al vento o alla gravità. La prima di queste cause ha l'effetto di deflettere e introdurre vibrazioni negli eliostati, che possono provocare un errato orientamento rispetto a quello previsto; correttivi in questa direzione sono stati apportati prevedendo test in galleria del vento per gli eliostati, che ne hanno evidenziato gli effetti in termini di forze e momenti introdotti e in squilibri nella distribuzione della pressione. Una possibile soluzione è rappresentata da delle barriere che schermano lo strato più esterno degli eliostati dall'impatto con l'aria, ma che aggiungono un ulteriore costo alla già non economica soluzione dei concentratori. Possono in generale essere apportate correzioni importando il modello dell'eliostato su un programma per l'analisi FEM, in modo da prevedere in fase di studio correzioni ulteriori per l'orientamento del collettore.
- Errore di forma: è un errore dato dal fatto che la superficie parabolica presenta imperfezioni nella superficie, come ondulazioni o errori locali, che deviano la radiazione di un valore diverso da quello previsto teoricamente. L'errore viene misurato con tecniche fotografiche di individuazione dei rilievi, e prende la forma della deviazione standard dell'orientazione della normale rispetto a quella effettiva. L'errore di forma è indicato con σ_{SL} .

Possiamo trattare questi errori come non correlati e randomici, e andare a calcolare un errore generale secondo la seguente formula:

$$\sigma_t^2 = \sigma_{sl}^2 + \sigma_{tr}^2 + \sigma_{sp}^2 \quad (1.39)$$

Va tenuto in conto che gli errori appena presentati sono considerati e calcolati secondo distribuzioni normali o gaussiane dell'errore stesso. Come detto, questi errori influiscono sul rapporto di concentrazione solare precedentemente calcolato.

Ricordiamo anche gli errori detti *cosine losses*, che sono le perdite di energia riflessa come risultato di un non perfetto orientamento verso il Sole. Sono errori di tracking, e vengono chiamati in questo modo perché la radiazione solare giunge su una superficie non perfettamente normale, dunque su un'area apparente degli specchi ridotta rispetto a quella teorica secondo il coseno dell'angolo di incidenza della radiazione stessa. Queste perdite riducono il rapporto di concentrazione geometrico e affliggono tutti i tipi di concentratori, anche se nel caso di collettori a disco perdite di questo tipo sono dovute solo alla curvatura degli specchi.

Vi sono poi errori che si riscontrano specialmente per configurazioni di concentratori a torre solare, che vengono qui elencate:

- Zone d'ombra: nascono quando la radiazione trova ostacoli sul suo percorso prima di arrivare all'eliostato, dovute alla presenza di edifici o di un altro eliostato antistante. Queste perdite si verificano specialmente quando la radiazione è bassa, ossia incide con un angolo molto basso sulla superficie a specchi.
- Perdite di bloccaggio: nascono quando la riflessione di un eliostato impatta sulla parte posteriore dell'eliostato antistante, causando quindi una perdita di radiazione convogliata verso l'assorbitore (tipicamente a torre centrale).
- Perdite dovute alla non perfetta riflessività degli specchi.
- Perdite del ricevitore, che coinvolgono un non perfetto potere di assorbenza da parte del ricevitore e di cui si parlerà più dettagliatamente nella sezione successiva.
- Perdite dovute alla radiazione solare: sono errori in cui la radiazione solare si perde e non riesce a raggiungere il ricevitore, molte volte per imprecisione dovuta a errori di tracking o errori di orientamento della superficie del collettore, altre volte per la distanza eccessiva che separa l'eliostato dal ricevitore, che fa sì che la radiazione si attenui prima di giungere a destinazione.

Per questi motivi, lo studio della disposizione degli eliostati prevede una fase importante di analisi degli errori, in cui si cerca di stimare in prima battuta la perdita generata da errori di zone d'ombra ed errori di bloccaggio, tipici di configurazioni a torre solare; una volta raggiunta una minimizzazione di questi errori, si procede a un'ottimizzazione del campo, seguendo diversi tipi di layout e calcolando per ciascuno di essi la previsione annuale di energia dei singoli eliostati. Successivamente, anche gli eliostati vengono classificati in base al contributo fornito, e vengono selezionate le posizioni a più alto contributo energetico.

Per cercare di correggere gli errori appena citati, gli eliostati sono dotati di meccanismi di inseguimento del Sole, che permettono di massimizzare la quantità di radiazione da poter concentrare e dunque la potenza generata dall’impianto. Come detto, esistono sistemi che permettono l’inseguimento tramite la rotazione lungo un solo asse o sistemi che permettono la modifica della posizione tramite l’intervento su due assi diversi. In particolare, le correzioni possono avvenire sugli angoli di tilt e di roll (rotazione attorno alla mezzeria della superficie ricevente), oppure tramite modifica degli angoli di azimuth e di elevazione, ricordando il loro significato espresso nella sezione 1.1. In figura 1.35 è rappresentata una correzione secondo queste due modalità; va ricordato che se si procede tramite correzione su azimuth ed elevazione, va previsto un certo spazio tra gli eliostati per evitarne la collisione, aspetto questo che viene tenuto in conto nella fase di progettazione del campo.

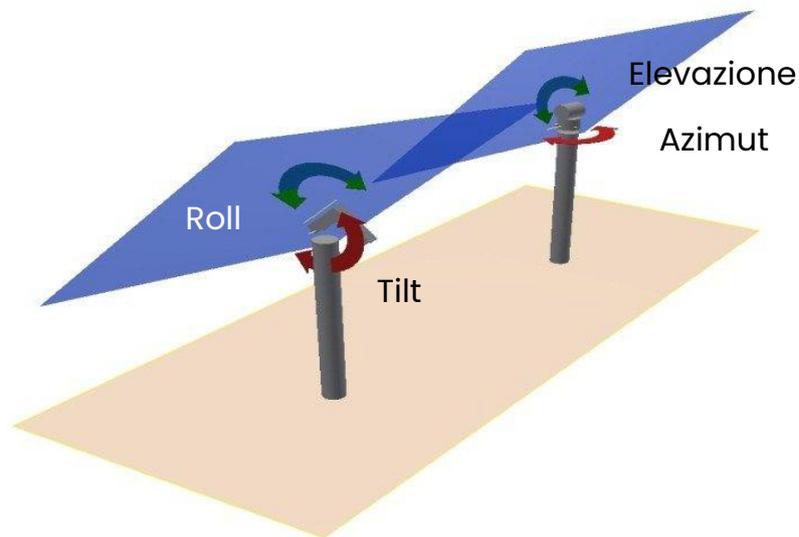


FIGURA 1.35 - ANGOLI CARATTERISTICI PER LA CORREZIONE DELL'INSEGUIMENTO

1.4 Il ricevitore

La radiazione riflessa viene convogliata tramite una o più rifrazioni (nel caso dell'ottica secondaria) verso il ricevitore, che ha il compito di assorbire la radiazione solare concentrata e trasferirla a un mezzo di trasmissione del calore per le fasi successive del processo. Esistono diverse classi in cui vengono solitamente catalogati i ricevitori:

- Tubolare: è il caso più semplice e diffuso, in cui vi è uno scambio termico tra il fluido che scorre all'interno di un tubo di vetro, talvolta con uno strato di vuoto in mezzo, e l'ambiente esterno con la radiazione concentrata. È possibile, inoltre, disporre i tubi all'aperto oppure all'interno di una cavità, riducendo in questo modo le perdite di radiazione (il cosiddetto *spillaggio*).
- Volumetrico: permette un contatto diretto tra la superficie che assorbe calore e il fluido operativo, innalzando così sia le proprietà dello scambio termico, sia la temperatura a cui si può giungere.
- Piatto: utilizza dei micro-canali interni per lo scambio termico, anche se il suo utilizzo è limitato per le difficoltà costruttive che ne impediscono la diffusione su larga scala.
- Tubo riscaldato: in questo caso, il calore è trasferito nel fluido operativo per mezzo di un secondo fluido, che viene concentrato in uno spazio chiuso nel quale, tramite successive evaporazioni e condensazioni, la trasmissione del calore ha luogo. Necessita di un ambiente perfettamente sigillato in quanto la volatilità del fluido intermedio ne permette una facile fuoriuscita.
- A particelle solide: vengono utilizzate delle particelle solide (come la bauxite) atte al trasporto di calore dalla radiazione concentrata al fluido operativo e permettono una grande facilità nel raggiungimento di temperature elevate, in quanto le particelle solide sono molto assorbenti e ricevono direttamente il calore.



FIGURA 1.36 - RICEVITORE TUBOLARE

Vi sono anche altre suddivisioni, ad esempio in base al mezzo tramite il quale lo scambio di calore avviene, oppure in base all'applicazione, in cui vengono classificati i possibili processi e cicli operativi per lo sfruttamento del calore in funzione dell'obiettivo finale. Viene a tal proposito allegata una tabella riassuntiva.

| Ciclo | Applicazione |
|-------------------------|--------------------------------------|
| Ciclo a vapore Rankine | Elettricità (turbina a vapore) |
| Ciclo Brayton aperto | Elettricità (turbina a gas) |
| Ciclo Brayton chiuso | Elettricità tramite turbina a elio |
| Ciclo Stirling | Elettricità |
| Reazioni termochimiche | Gassificazione, carburanti sintetici |
| Sfruttamento del calore | Attività industriali |

TABELLA 1.2 – CLASSIFICAZIONE DEL RICEVITORE IN BASE AL TIPO DI APPLICAZIONE

Nel momento in cui sul collettore vi è una riflessione, si crea una distribuzione dell'irradianza nella regione focale, ovvero quella in cui è posizionato il ricevitore, che può essere valutata sperimentalmente al fine di conoscere la radiazione che effettivamente giunge al ricevitore. Una tecnica comune è quella del tracciamento dei raggi (*ray tracking*), che simula una scena possibile creando una serie di raggi virtuali permettendo di tenerne traccia e seguendo la geometria reale della situazione. Viene poi creata una griglia di sensori in prossimità del ricevitore, che permette di tenere traccia di tutta la radiazione in entrata e calcolarne la distribuzione, sommando l'intensità con cui impattano tutti i raggi incidenti su questa griglia. La regione, detta regione focale, appare come il risultato di una distribuzione gaussiana di radiazione, concentrata per la maggior parte nel punto focale sia in direzione verticale che orizzontale.

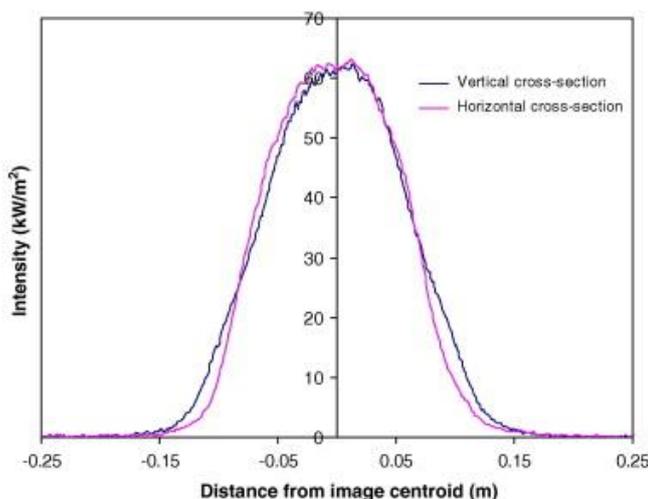


FIGURA 1.37 – INTENSITÀ AL PIANO FOCAL DEL CONCENTRATORE SOLARE ANU [34]

Gli errori descritti nella sezione precedente fanno sì che questa regione focale si allarghi, diminuendo il rapporto di concentrazione ottenuto. Il ricevitore dovrà essere quindi grande abbastanza per poter assorbire il più possibile le radiazioni in arrivo, ma non troppo in modo da non aumentare eccessivamente le perdite conduttive e convettive, proporzionali all'area di scambio e di cui si parlerà in seguito.

Viene dunque calcolato un parametro per valutare l'efficienza del ricevitore, detto rapporto di concentrazione ottico e definito come il rapporto tra l'intensità della radiazione incidente sul ricevitore e quella intercettata dal collettore:

$$\bar{C} = \frac{\iint_{tA} G_{in}(t) dA dt}{\int_t A_r G_s(t) dt} \quad (1.40)$$

Dove:

- $G_s(t)$ è la funzione che descrive l'irradianza normale diretta;
- A_r è l'area di apertura del ricevitore;
- $G_{in}(t)$ rappresenta l'irradianza incidente al ricevitore ed è funzione del tempo.

Questa definizione permette di tenere in considerazione tutte le perdite di cui si è parlato nella sezione precedente, dunque assume una notevole importanza. In generale, le perdite registrate dal ricevitore sono dettate da cinque contributi, dovuti essenzialmente a riflessione indesiderata, emissione di radiazione e fenomeni conduttivi e convettivi, oltre alle perdite per *spillaggio*. Possiamo dunque dire che in generale [33]:

$$\dot{Q}_{loss} = \dot{Q}_{refl} + \dot{Q}_{emit} + \dot{Q}_{conv} + \dot{Q}_{cond} + \dot{Q}_{spil} \quad (1.41)$$

$$\eta_{ric} = \frac{\dot{Q}_{conc} - \dot{Q}_{loss}}{\dot{Q}_{ric}} \quad (1.42)$$

$$\dot{Q}_{conc} = \iint_{tA} G_{in}(t) dA dt \quad (1.43)$$

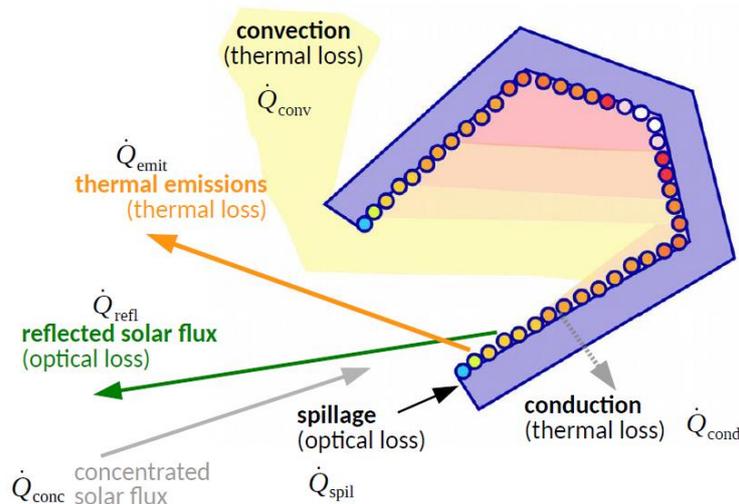


FIGURA 1.38 - BILANCIO DI ENERGIA AL RICEVITORE [15]

Vengono ora analizzate le varie voci di perdita al ricevitore, tenendo in considerazione che la parte relativa alle perdite per *spillaggio* è già stata menzionata; si ricordi, comunque, che rientrano in questa categoria le perdite che causano una deviazione

della radiazione solare al di fuori della zona di ricezione, spesso per piccoli errori angolari del collettore.

Per quanto riguarda gli altri processi, un corpo in generale assorbe ed emana energia in maniera indipendente, ed entrambi questi contributi vengono considerati nel bilancio netto del flusso di calore. Una piccola parte di radiazione incidente viene riflessa da tutte le superfici, e questa frazione dipende essenzialmente da caratteristiche geometriche del ricevitore. Bisogna poi considerare che per i ricevitori disposti a cavità come quello di figura 1.38, la radiazione riflessa o emessa da una superficie sarà molto probabilmente assorbita come radiazione incidente in un altro punto, cosa che sottolinea come per descrivere il processo occorra conoscere il fenomeno in maniera completa.

Senza considerare ancora i processi conduttivi e convettivi, che saranno una quota parte del flusso assorbito dalla superficie, possiamo dedurre un bilancio del flusso come:

$$\dot{Q}_{conc} = \dot{Q}_{abs} + \dot{Q}_{refl} + \dot{Q}_{spil} \quad (1.44)$$

$$\dot{Q}_{abs} = \alpha_{eff} \bar{C} G A_{apert} \quad (1.45)$$

Dove \dot{Q}_{abs} rappresenta il calore effettivamente assorbito dal ricevitore.

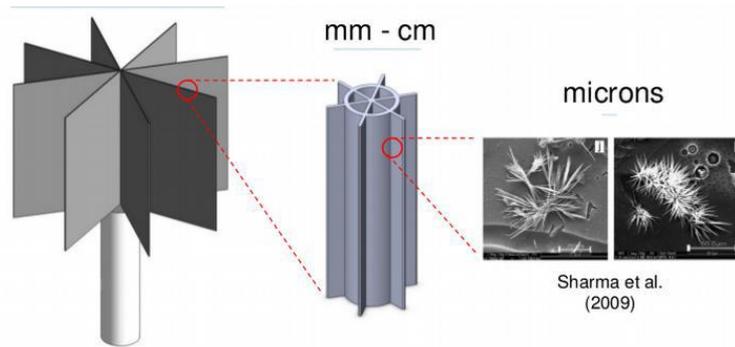
Tutte le superfici emettono secondo la legge di Stefan-Boltzmann, con l'assunzione di corpo grigio e di emissione diffusa che si rivelano ragionabili in questo caso. Va però considerato il fatto che, per una struttura ricevente come quella in figura, l'emissione di un singolo tubo può andare a essere rimbalzata da un altro tubo per essere riemessa oppure assorbita da esso; questa duplice possibilità viene tenuta in conto nel computo dell'emissività del ricevitore, calcolata come:

$$\varepsilon_{eff} = \frac{\varepsilon}{\frac{A_{apert}}{A_{cav}} + \varepsilon \left(1 - \frac{A_{apert}}{A_{cav}}\right)} \quad (1.46)$$

Dove A_{cav} è l'area superficiale del ricevitore. Considerando la temperatura del ricevitore come uniforme, possiamo calcolare il flusso emesso come:

$$\dot{Q}_{emit} = \sigma \varepsilon_{eff} A_{apert} (\bar{T}_{ext}^4 - T_{amb}^4) \quad (1.47)$$

In caso di temperatura non costante, se ne tiene conto utilizzando fattori di forma radiativi, mentre se a non essere costante è l'emissività è necessaria un'analisi spettrale. Le perdite per riflessione ed emissione termica vengono generalmente chiamate perdite radiative, e possono essere minimizzate in numerosi modi, al fine di ottenere una radiazione migliore e più alti valori di efficienza. Uno di questi metodi prevede l'utilizzo di ricevitori dalle forme particolari, con meccanismi per l'intrappolamento della luce.



New fractal-like designs with light-trapping and low-emittance properties at multiple scales

FIGURA 1.39 – MECCANISMI PER MINIMIZZARE LE PERDITE RADIATIVE

Vi sono poi le perdite dovute a effetti di convezione, che hanno luogo dai moti d'aria attorno alle pareti calde del ricevitore. Queste perdite vengono minimizzate utilizzando un ricevitore ricoperto in vetro, e ancora di più se tra lo strato vetroso e il fluido operativo vi è del vuoto. La convezione può essere forzata se dovuta al vento, oppure naturale se viene additata ai fenomeni sopra descritti; in questo caso la complicazione sta nel fatto che il problema della convezione è legato alla temperatura e dunque al problema delle perdite radiative. In generale, il flusso (e quindi le perdite) dovuto a effetti convettivi è calcolabile secondo le seguenti relazioni:

$$\dot{Q}_{conv} = hA_{ext}(\bar{T}_{ext} - T_{amb}) \quad (1.48)$$

$$h = \frac{Nuk}{L} \quad (1.49)$$

Dove h è il coefficiente di convezione ed è direttamente proporzionale al numero di Nusselt, per il quale esistono diverse espressioni a seconda della natura del moto convettivo (naturale o forzato).

Alle volte, per diminuire il fenomeno delle perdite convettive (che comunque rappresenta l'1-2% del flusso incidente [15]) si è soliti chiudere la superficie cava del ricevitore con una parete in vetro, oppure utilizzare sistemi che tolgano l'aria calda dall'interno della cavità. Nel primo caso, vengono aumentate le perdite per riflessione ma si riducono le perdite per emissione.

Anche per il fluido operativo vi sono perdite, questa volta di tipo conduttivo, che devono essere minimizzate ma senza eccedere nella velocità di flusso del fluido, che farebbe aumentare la temperatura delle pareti. Queste perdite possono essere quantificate come di seguito:

$$\dot{Q}_{cond} = A_{ext} \frac{(\bar{T}_{ext} - T_{amb})}{R_{cond}} \quad (1.50)$$

In cui vengono considerati l'area di contatto dei tubi A_{ext} , la differenza di temperatura e il valore di resistenza conduttiva R_{cond} , data dalla serie delle varie resistenze dei diversi

strati che compongono la struttura tubolare secondo il modello di conduzione che segue l'analogia elettrica. Ad abbassare il valore di resistenza conduttiva contribuisce anche il materiale scelto per il ricevitore: solitamente, essi sono realizzati in leghe di acciaio ad alta resistenza termica, ma non è raro trovarli in leghe ceramiche, come la lega a base di allumina e diossido di silicio (o Silica).

Le diverse perdite vengono così calcolate, e possiamo identificare un rendimento per ciascuno degli effetti sopracitati e, di conseguenza, il rendimento del ricevitore come proposto dalla 1.42. Anche in questo caso, le efficienze vengono rappresentate su di un grafico in funzione della temperatura e per curve a diverso livello di concentrazione geometrica.

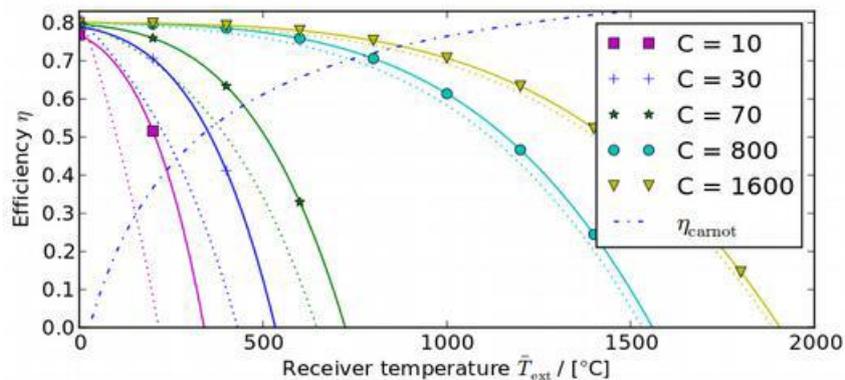


FIGURA 1.40 – CURVE DI EFFICIENZA DEL RICEVITORE PER DIVERSI LIVELLI DI C [15]

Il valore di efficienza viene poi moltiplicato per il valore di rendimento trovato per il ciclo motore destinato alla produzione energetica, costituendo quindi un primo riferimento per il calcolo del rendimento globale dell'impianto. Per avere un valore dettagliato, infatti, si usa solitamente calcolare un rendimento che tenga in conto l'effetto del transiente, ovvero di tutte le situazioni in cui l'impianto a concentratore solare non lavora a regime. Le situazioni che ricadono in questo caso sono legate all'accensione e allo spegnimento, ma anche il passaggio di una nuvola, la non-stazionarietà della fornitura di calore ad alta T al ciclo e l'evoluzione dinamica e termica del sistema possono influire nel calcolo del parametro. In particolare, viene utilizzata l'equazione di bilancio per sistemi aperti laddove vi sia uno scorrimento del fluido operativo, mentre per le pareti del ricevitore, essendo questo un volume stazionario e fisso, viene utilizzata l'equazione di bilancio per volumi chiusi.

I rendimenti vengono dunque moltiplicati tra di loro, in modo da calcolare il rendimento effettivo. Viene proposta in particolare una tabella riassuntiva, nella vengono paragonate le efficienze annuali per i vari tipi di concentratore visti finora a parità di ciclo (considerato ideale). Come detto nella descrizione delle varie tipologie di concentrazione, la tecnologia a disco si conferma nettamente la più efficiente tra le attualmente disponibili.

Table 7.3: Typical annual field efficiency factors for four collector types. The subscript ‘1’ refers to the 1.4×2.4 layout and the subscript ‘2’ refers to the 1.4×3.1 layout.

| | $\bar{\eta}_{\text{shade}}$ | $\bar{\eta}_{\text{cos}}$ | $\bar{\eta}_{\text{refl}}$ | $\bar{\eta}_{\text{block}}$ | $\bar{\eta}_{\text{atmos}}$ | $\bar{\eta}_{\text{rcv,th}}$ | $\bar{\eta}_{\text{rcv,opt}}$ | $\bar{\eta}_{\text{trans}}$ | $\bar{\eta}_{\text{field}}$ |
|-------------------|-----------------------------|---------------------------|----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|------------------------------|-------------------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| LFR | 0.786 | 0.758 | 0.940 | 0.888 | 1.00 | 0.907 | 0.923 | 0.997 | 0.415 |
| trough | 0.879 | 0.847 | 0.940 | 1.00 | 1.00 | 0.921 | 0.888 | 0.979 | 0.558 |
| tower | 0.966 | 0.844 | 0.940 | 0.991 | 0.955 | 0.928 | 0.974 | 0.989 | 0.655 |
| dish ₁ | 0.947 | 1.00 | 0.940 | 1.00 | 1.00 | 0.971 | 0.991 | 0.965 | 0.782 |
| dish ₂ | 0.965 | 1.00 | 0.940 | 1.00 | 1.00 | | | 0.962 | 0.794 |

¹These efficiency coefficients are for the 1.4×2.4 network.

²These efficiency coefficients are for the 1.4×3.1 network.

FIGURA 1.4] – RENDIMENTI GLOBALI PER LE VARIE TIPOLOGIE DI CONCENTRATORE [15]

1.5 Soluzioni per l'utilizzo del calore

Il calore assorbito dal ricevitore viene convogliato a destinazione per mezzo di un sistema di condotte in cui scorre il fluido adibito al suo trasporto (HTF o Heat Transfer Fluid). Come detto, esistono diverse possibilità per la scelta del fluido operativo, a seconda delle temperature e delle prestazioni aspettate dall'impianto. Per temperature più alte, solitamente vengono adottate soluzioni che prevedono Sali disciolti (di solito detto Sale Solare, composto da nitrati di sodio e di potassio), sodio liquido (che è però reattivo a contatto con l'aria e l'acqua) e particelle solide, che garantiscono in assoluto la miglior prestazione a livello di temperatura, andando anche oltre alla soglia dei 1000°C.

L'approccio maggiormente diffuso al giorno d'oggi sul mercato consiste nell'adozione di due serbatoi di Sali fusi ($\text{NaNO}_3 - \text{KNO}_3$), tenuti uno a temperatura calda e uno a temperatura fredda, anche se sono in fase di studio altre soluzioni che permettono efficienze migliori. Sono poi possibili diverse soluzioni per lo sfruttamento del calore, che vengono riassunte brevemente in seguito.

Turbine a vapore

I concentratori solari vengono facilmente inseriti nel contesto di produzione energetica attuale; dunque, molti sistemi CSP vengono integrati senza difficoltà in impianti a vapore realizzati a partire da fonti fossili o da energia nucleare. Il ciclo base per una turbina a vapore è costituito dal ciclo di Rankine, in cui il calore viene fornito nella seconda fase, ovvero l'evaporazione del fluido, che può dunque avvenire in corrispondenza del punto focale della superficie o in un altro punto mediante l'implementazione di uno scambiatore di calore. Spesso, poi, vengono apportate alcune modifiche per aumentarne il rendimento, che resta il massimo ottenibile termodinamicamente tra le temperature a cui opera; questo si ottiene grazie a espansioni successive in turbina con ri-surriscaldamenti e, eventualmente, a preriscaldamenti.

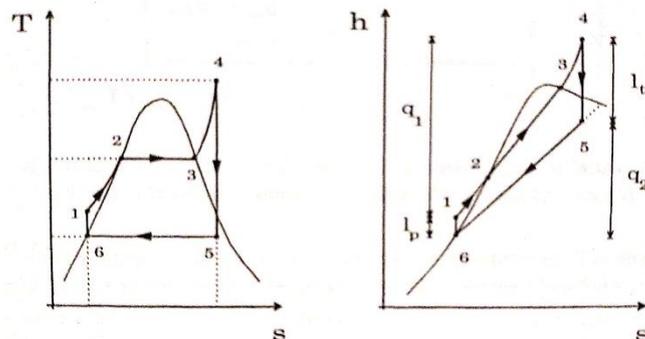


Figura 15.8 - Diagrammi termodinamici di un ciclo di Rankine ideale con un surriscaldamento

FIGURA 1.42 - CICLO DI RANKINE PER IMPIANTI A VAPORE [35]

Gli impianti a vapore permettono un'elevata potenza prodotta, che deve però andare di pari passo con la potenza termica fornita nella fase del riscaldamento prima dell'espansione in turbina. Per quanto riguarda le temperature, il vapore all'ingresso della turbina si aggira sui 700 °C, dunque vengono preferiti sistemi a concentrazione a torre o a disco per poter fornire calore al ciclo.

I problemi possono sorgere analizzando la variabilità dell'intensità della radiazione solare, dovuta ad esempio alla presenza di precipitazioni oppure a stagioni fredde; questo può avere delle conseguenze sulla produzione energetica, in quanto la turbina deve poter cambiare la propria velocità in maniera rapida e di frequente, il che costituisce una grande limitazione data la "rigidità" delle turbine a vapore in merito alle condizioni operative. Sono dunque in produzione turbine apposite a questo scopo, che permettono di raggiungere efficienze di impianto fino al 40% [33].

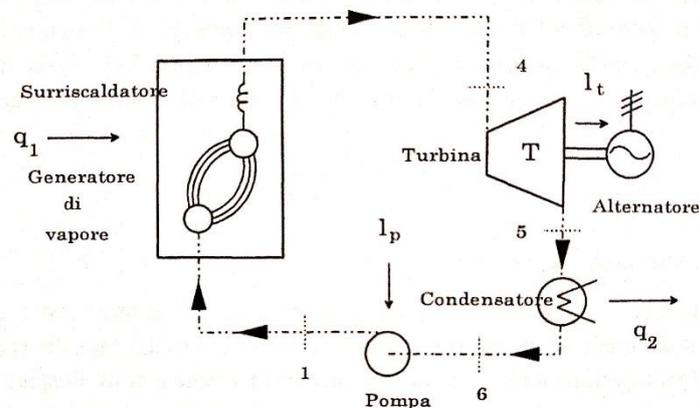


Figura 15.7 - Schema di un impianto che adotta il ciclo di Rankine ideale con un surriscaldamento

FIGURA 1.43 - SCHEMA DI IMPIANTO A CICLO DI RANKINE [35]

Cicli organici di Rankine

Presentano lo stesso ciclo di cui appena discusso, ma con un fluido organico a minor punto di ebollizione; permettono di ottenere efficienze migliori se gli impianti sono piccoli rispetto all'alternativa del ciclo a vapore, ma a parte questo richiedono maggiori costi di gestione. Vengono spesso usati per impianti geotermici.

Ciclo Stirling

il ciclo Stirling viene spesso utilizzato per la produzione elettrica. È composto da due isoterme e due trasformazioni isocore, e il calore viene fornito durante la trasformazione a volume costante a più alta temperatura; lo scambio termico avviene per mezzo di uno scambiatore di calore detto rigeneratore. Per via della loro piccola taglia e del loro elevato rendimento sono spesso utilizzati con i concentratori, specialmente con quelli a disco. La conformazione con questo tipo di ciclo motore e questo tipo di CSP è stata di

particolare successo, tanto da essere chiamata “Dish-Stirling”, e ha permesso di raggiungere rendimenti del 30% considerando l’impianto completo.

Ciclo Brayton

È il ciclo di riferimento per gli impianti provvisti di turbine a gas, che permettono di raggiungere temperature di espansione dell’ordine dei 1000 °C, dunque ben si abbinano con gli impianti a torre o a disco, mentre attualmente non è ancora possibile utilizzarli con altri tipi di CSP. È in grado di offrire potenzialmente degli ottimi rendimenti a fronte di costi ridotti rispetto all’equivalente motore Stirling.

Come detto, gli impianti a CSP sono in grado anche di poter utilizzare il calore sviluppato dalla concentrazione dei raggi solari per poter fornire calore a reazioni chimiche di ossido-riduzione. Ne viene allegato un esempio; si tratta in questo caso di un impianto che permette di immagazzinare calore ad altissima temperatura e sfruttare reazioni di riduzione continua della manganese tramite il calore, mentre nell’altra cella continua ad essere prodotta, questa volta tramite reazioni di ossidazione.

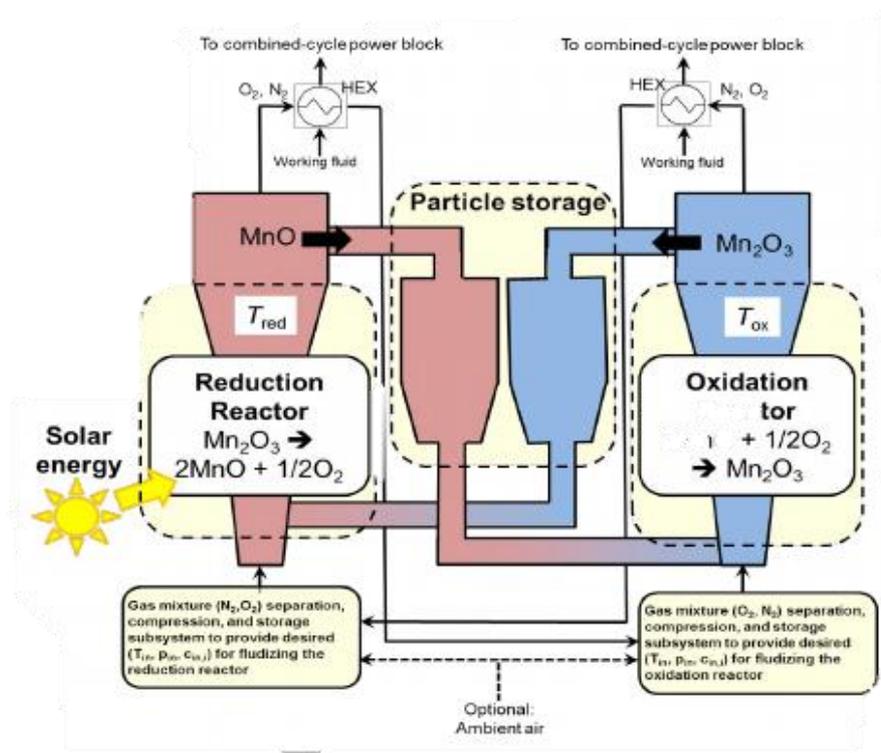


FIGURA 1.44 - CICLO DI OSSIDORIDUZIONE DELLA MANGANESE TRAMITE CSP [15]

1.6 Descrizione del CSP utilizzato

Il concentratore da cui sono stati estrapolati i dati per il seguente elaborato è della tipologia dei concentratori a disco e, in particolare, è costituito da un paraboloide riflettente realizzato in alluminio e ricoperto da un film protettivo in materiale polimerico che, oltre a questo scopo, ne incrementa l'efficienza ottica. Il concentratore è realizzato da El.Ma. ed è costituito dal paraboloide, da una struttura di sostegno e da una consolle, tramite la quale si può regolare l'inseguimento. Il disco è infatti dotato di un dispositivo che permette la regolazione della direzione lungo cui volgere la parabola in maniera automatica, sulla base di alcuni parametri inseriti manualmente dall'operatore tramite l'apposita interfaccia. La precisione teorica del dispositivo ($>0.015^\circ$) è infatti accompagnata dalla possibilità di azionamento di due motori elettrici, in grado di regolare un asse ciascuno e permettere al disco di modificare l'azimut e l'elevazione in maniera simultanea, o uno solo di questi due parametri mantenendo l'altro fisso [36].



FIGURA 1.45 - CONCENTRATORE SOLARE PRESSO L'ENERGY CENTER [36]

Il concentratore nasce con un motore Stirling per la produzione di energia elettrica, con la fase di fornitura del calore in corrispondenza del ricevitore. Nel nostro caso, il motore è stato sostituito con un ricevitore in allumina (Al_2O_3): per questo motivo, il ricevitore trova ottima aderenza rispetto a quanto detto sulle perdite. La temperatura al ricevitore viene misurata tramite termocoppie posizionate in diversi punti e costituite da materiali diversi a seconda della zona a cui sono destinate e, di conseguenza, al livello termico previsto. In questo caso, viene analizzato esclusivamente il valore di temperatura riscontrato nel fuoco della parabola costituente il disco riflettente; dunque, viene tenuta in conto solo la termocoppia in platino e rodio lì posizionata, che è in grado di offrire una grande resistenza alle alte temperature [37].

In generale, il collettore presenta un rendimento ottico che si attesta intorno all'80% [36]; il ricevitore in allumina ha un'ottima resistenza termica, anche se va ancora incontro a difficoltà quando sottoposto a gradienti, che agevolano la formazione di cricche. Si è comunque interessati, come applicazione del calore concentrato raccolto, al suo utilizzo per reazioni chimiche, in questo caso di dissociazione.

L'obiettivo della nostra ricerca è quello di prevedere, tramite l'implementazione di una rete neurale su Matlab, la temperatura nel reattore utilizzando i dati raccolti dal concentratore stesso e dalla stazione meteo installata al Politecnico di Torino.

Capitolo 2

2. Machine Learning e reti neurali

Come detto nell'introduzione, i concentratori solari rappresentano una tecnologia relativamente nuova e, di conseguenza, necessitano di numerose analisi per meglio comprendere i margini di miglioramento e i possibili sviluppi che la loro implementazione su vasta scala può offrire. Queste analisi spaziano su un elevato numero di campi, sia dal punto di vista strutturale (un esempio di analisi FEM è stato accennato relativamente al problema del vento e della gravità per gli eliostati), sia per altre misurazioni, come può essere un'indagine di tipo acustico o termico.

È altresì diffusa una serie di analisi di tipo previsionale, che permettono dunque di ottenere dei risultati in anticipo rispetto alla realtà, in modo da prevedere il funzionamento di un sistema con un determinato anticipo. Sistemi di questo tipo fanno parte del ramo della cosiddetta Intelligenza Artificiale, con sistemi e algoritmi previsionali che cercano di emulare il funzionamento della mente umana, ovvero cercando di implementare la capacità decisionale e di ragionamento su una macchina, basando la scelta su una serie di considerazioni pregresse, ovvero sull'esperienza.

È con questo background che si sviluppano le prime reti neurali artificiali, ovvero algoritmi che, basandosi su una serie di dati raccolti in condizioni differenti, sono in grado di prendere decisioni ragionando esattamente come un umano. In particolare, viene sviluppata una branca dell'intelligenza artificiale atta proprio alla creazione di processi e metodi di apprendimento, che viene denominata Machine Learning e che permette l'implementazione delle reti neurali sui computer, per l'allenamento e la convalida dei dati e per effettuare la previsione richiesta. In base alla complessità, queste reti vengono classificate secondo tecnologie proprie del Machine Learning o del Deep Learning, se le reti che le compongono sono molto complesse e in grado di dedurre informazioni partendo anche da dati non strutturati.

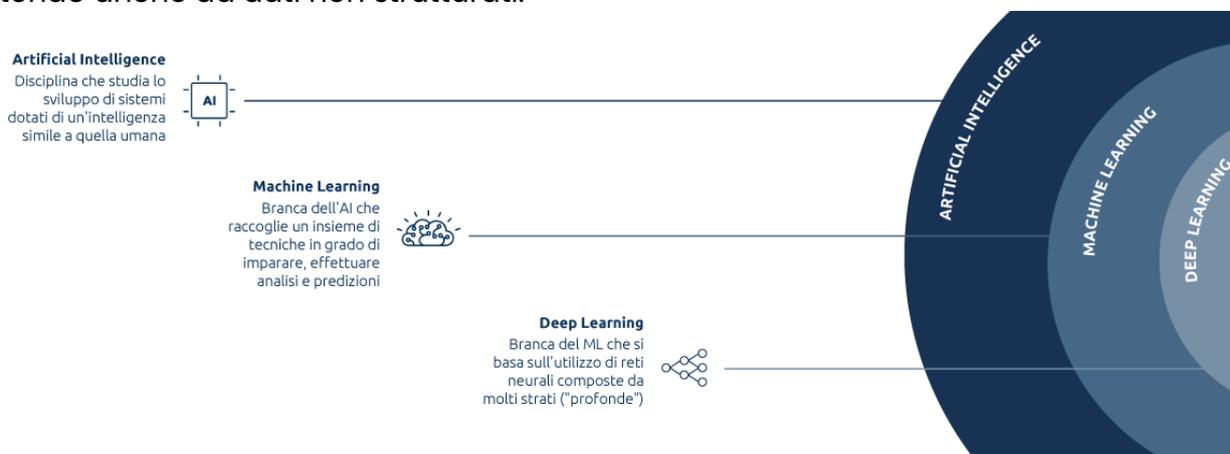


FIGURA 2.1 – I DIVERSI STRATI DELL'IA: MACHINE LEARNING E DEEP LEARNING [38]

2.1 Le Artificial Neural Network (ANN)

Le reti neurali artificiali sono algoritmi creati in ambito Machine Learning che permettono al computer di processare una serie di informazioni e prevedere una serie di risposte. L'idea che sta alla base di questa tecnologia è quella di fornire dati al computer e permettergli di acquisire informazioni ed esperienza, in modo da poter effettuare decisioni; in poche parole, il tentativo è implementare capacità decisionali tipiche del cervello umano. In particolare, il cervello è in grado di compiere attività che spaziano dal riconoscimento di persone al muovere in maniera controllata parti diverse di corpo, o ancora saper formulare discorsi e accumulare esperienza, grazie a una fitta rete di neuroni interconnessi tra di loro e tramite i quali l'informazione viene processata e instradata.

Le tecniche di implementazione di capacità previsionali vengono distinte in supervisionate e non supervisionate. In particolare, si parla di *supervised learning* quando viene stimato un risultato (o una serie di risultati) conoscendo a priori le relazioni tra input e output e, di conseguenza, sono adatte per la previsione di valori in sistemi dalla forte componente dinamica. Le reti non supervisionate, invece, non permettono di conoscere relazioni tra input e output a priori; dunque, si cerca di ottenere delle relazioni tra i dati disponibili in via del tutto automatica, in modo da creare associazioni di variabili che permettano, una volta lanciato il programma, di poter prevedere un output in maniera "indiretta". Il cuore della trasmissione avviene grazie al soma, ovvero il nucleo cellulare che processa e trasmette i comandi e le informazioni; queste cellule sono connesse da strutture ad albero che funzionano da collegamento e che vengono dette dendriti o strutture dendritiche, che partono da un ramo detto assone e dividono man mano. Alle estremità delle strutture dendritiche, vi è la regione di scambio tra neuroni, detta regione dei terminali sinaptici; lo scambio di informazioni avviene tramite le sinapsi.

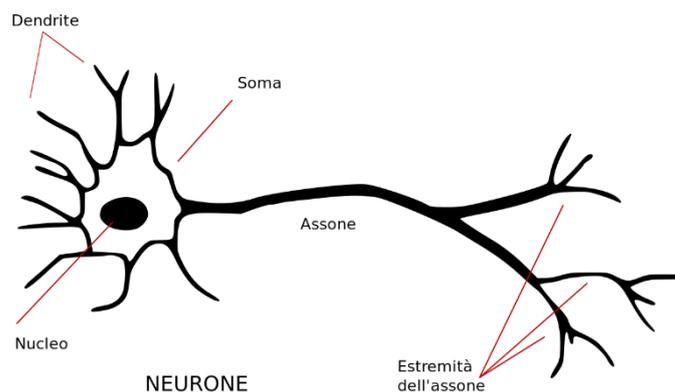


FIGURA 2.2 - STRUTTURA DEL NEURONE [39]

Il neurone procede al trasferimento dell'informazione se il segnale supera un valore minimo o valore di soglia, tramite la propagazione di un impulso nell'assone; questa è una caratteristica che anche le reti neurali di tipo artificiale cercano di implementare, andando a definire per ogni neurone un valore di soglia detto valore *bias*.

Le reti neurali artificiali (ANN) sono dunque costituite da una serie di cellule base dette nodi o, appunto, neuroni, in cui confluiscono le sinapsi di riferimento, ciascuna caratterizzata da un valore di peso. Questo valore è utilizzato per regolare il segnale in input per ciascun ramo della struttura dendritica; ciascun neurone o nodo rappresenta la somma pesata delle sinapsi che vi confluiscono. La somma pesata di questi valori viene data in pasto a una funzione propria del nodo o neurone, chiamata *transfer function*, che ha una determinata forma analitica e che permette, in base a questi input, di calcolare una risposta. Se questo output supera il valore della variabile di soglia o *bias*, allora si procede alla trasmissione del segnale a un livello di neuroni successivo. Si capisce già da questa affermazione, dunque, che le reti ANN sono costituite da almeno tre strati di neuroni: la serie di input iniziali, uno o più output finali e un livello di neuroni intermedio che cerca di collegare i valori di ingresso con la previsione in uscita; questo strato è denominato strato nascosto o *hidden layer*. In realtà, vi possono essere anche più di uno strato intermedio o nascosto: il numero di *hidden layers* utilizzato per la rete viene stabilito in fase di creazione della rete in base al tipo di indagine richiesta. Teoricamente, non vi è un limite al numero di *hidden layers*, anche se, nella maggior parte delle applicazioni, sono sufficienti al massimo due-tre layer di neuroni intermedie, soprattutto, per risolvere problemi anche molto complessi [40].

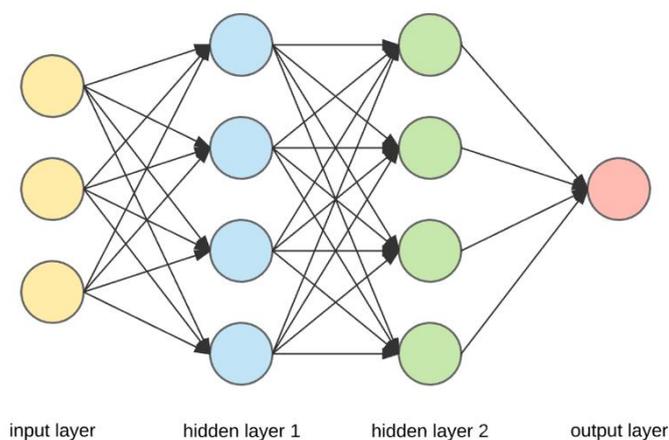


FIGURA 2.3 - ARCHITETTURA DI UNA ANN UNIDIREZIONALE [41]

La configurazione base, nonché quella rappresentata in figura 2.3, è quella di rete neurale detta in avanti, o *feed-forward*. Questo tipo di reti è caratterizzato da un segnale che non è retroattivo, bensì fluisce dal layer degli input a quello degli output in un'unica direzione. Esistono altri tipi di reti neurali, tra le quali vengono ricordate la rete ricorrente e la rete di Elman; la prima permette di formare una struttura circolare, andando quindi a ridurre la dipendenza rigorosa tra input e output, mentre la seconda è una versione semplificata delle reti ricorrenti. Vi è poi una soluzione detta rete a cascata o Cascade NN, la quale aggiunge progressivamente unità andando a costituire sempre più layer.

2.2 Trasmissione delle informazioni mediante ANN

Per quanto detto, possiamo andare a stabilire le relazioni che abbiamo descritto per ciascun nodo o neurone, andando a verificare come avviene l'eventuale attivazione e, dunque, il passaggio dell'informazione a un nodo successivo. Viene infatti calcolata la somma pesata di ciascuno degli input di un neurone, come rappresentato in figura 2.4:

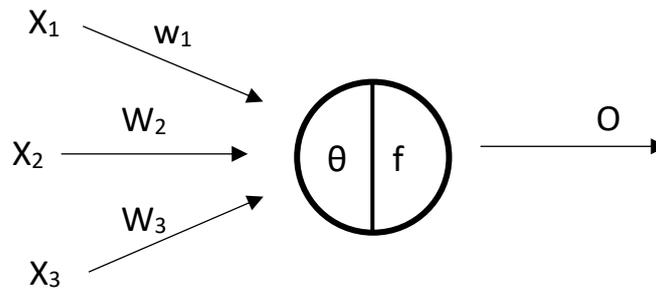


FIGURA 2.4 - STRUTTURA DI UN SINGOLO NEURONE ANN

Dove:

- X_i rappresenta il valore dell'input contenuto nel neurone precedente;
- w_i rappresenta il valore del peso associato a ciascun ramo;
- θ rappresenta il valore di soglia o *bias*;
- f rappresenta la *transfer function*;
- O rappresenta il valore di output.

In particolare, abbiamo la trasmissione del segnale se e solo se il valore della somma pesata è maggiore o uguale a quello del valore di soglia θ , ovvero:

$$O = f(\text{input}) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right) \text{ se } wx \geq \theta \quad (2.1)$$

$$O = 0 \text{ se } wx < \theta \quad (2.2)$$

Esistono diverse formule utilizzate per la *transfer function* relativa a ciascun nodo, tra queste ne ricordiamo qualcuna qui di seguito:

- Funzione a gradino

Rappresenta la funzione che permette di assolvere al meccanismo precedentemente descritto secondo il quale il neurone viene attivato solo oltre una certa soglia, detta *bias*. Questa funzione di trasferimento può essere solo utilizzata per problemi di tipo binario (spento-acceso).

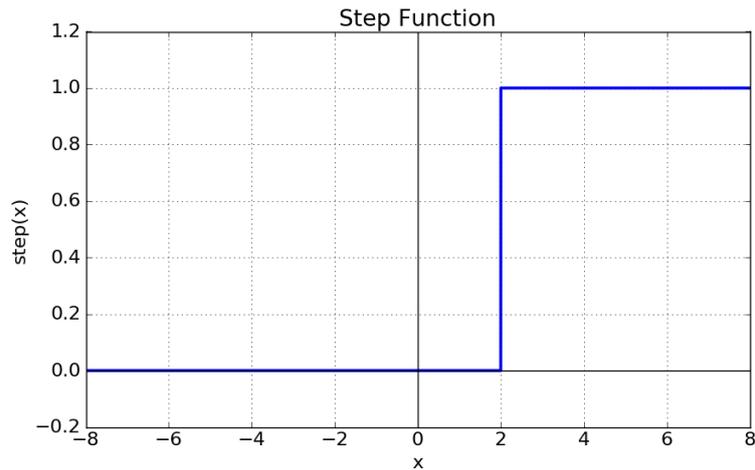


FIGURA 2.5 - STEP UNIT TRANSFER FUNCTION

- Funzione lineare

La *transfer function* più semplice da immaginare, in quanto non detta nessun legame particolare tra input e output. Viene utilizzata per gli output, in quanto siamo interessati esclusivamente al valore finale come somma dei valori pesati dello strato precedente, senza voler tenere in conto effetti dettati dalla funzione. Se usata per architetture multistrato, genera una graduale riduzione verso una architettura a singolo livello. Pertanto, per lo strato nascosto è richiesta una funzione di tipo non lineare.

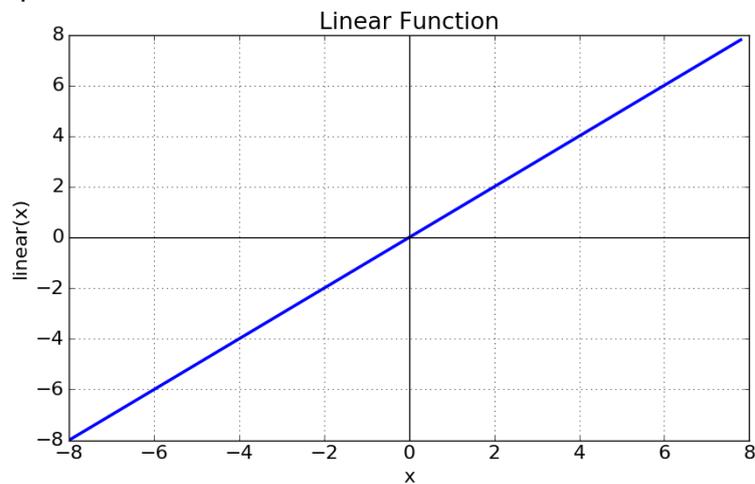


FIGURA 2.6 - LINEAR TRANSFER FUNCTION

- Funzione sigmoide

Permette di ottenere valori compresi tra 0 e 1, estremi esclusi. È una funzione facilmente derivabile e che agevola i calcoli relativi all'errore commesso.

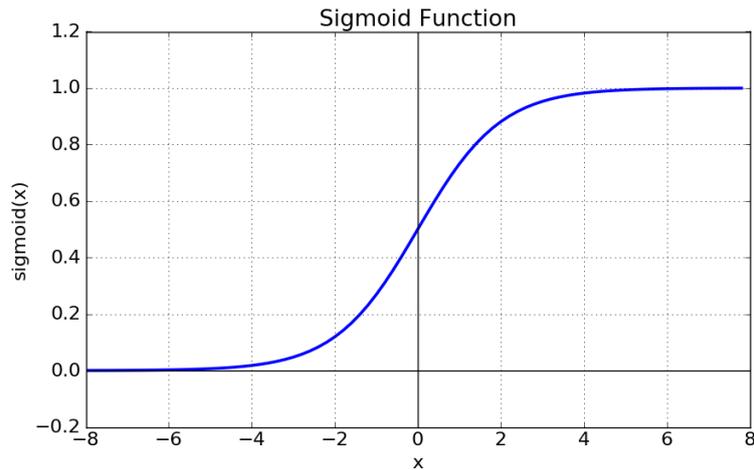


FIGURA 2.7 - TRANSFER FUNCTION SIGMOIDALE

- Funzione tangente iperbolica

È una funzione molto simile a quella vista per la funzione sigmoideale e presenta le stesse proprietà, ma comprende i valori tra -1 e 1, dunque supporta anche valori negativi. Permette la risoluzione di problemi binari in quanto il valore soglia o discriminante tra segnale alto e basso è lo 0. Talvolta, le *transfer function* scelte per la rappresentazione degli output possono essere funzioni composte sulla base di queste ultime due proposte: è questo il caso delle funzioni logsig e tansig che vengono a volte utilizzate per coprire l'analisi degli *hidden layer* (che, come detto, necessitano di *transfer function* non lineari).

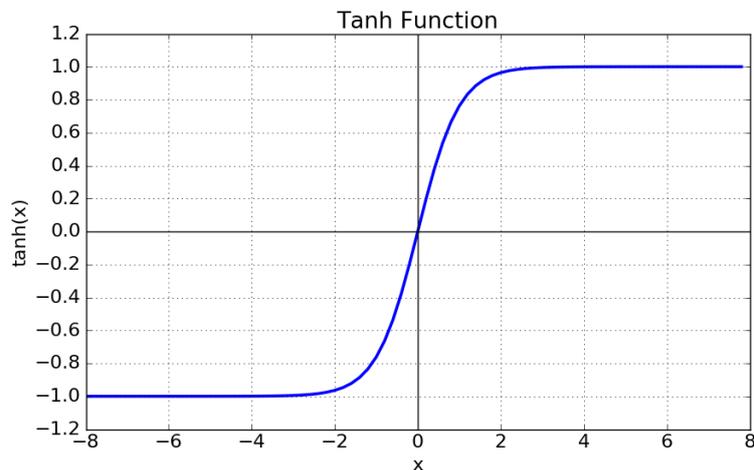


FIGURA 2.8 - TRANSFER FUNCTION TANGENTE IPERBOLICA

- Funzione ReLU

È una funzione non lineare utilizzata frequentemente per la sua abilità di poter attivare tutti i neuroni contemporaneamente.

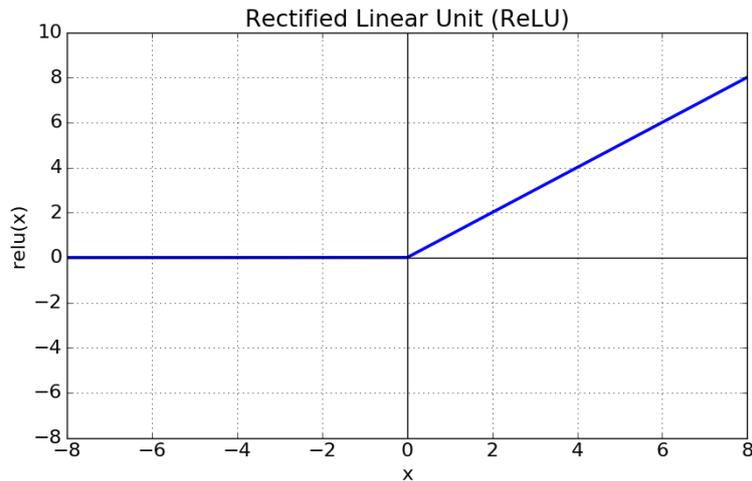


FIGURA 2.9 - TRANSFER FUNCTION RELU

Le ANN riescono a simulare e a prevedere valori per ogni tipo di funzione continua, come stabilito dai metodi classici di allenamento e verifica. In realtà, si è dimostrato nel corso del tempo che le reti possano essere in grado di approssimare anche relazioni non lineari input-output, contrariamente a quanto pensato. Il requisito fondamentale è che le funzioni siano continue, e in caso di funzioni assunte come non-lineari, il programma procede a una linearizzazione per suo conto (*stepwise linearization*) [40].

La configurazione di una rete neurale deve essere effettuata in modo da ottenere il risultato corretto; ciò avviene attribuendo i giusti valori di peso ai singoli collegamenti per ciascun neurone. È possibile stabilire i pesi a priori, oppure allenare la rete in modo da correggere iterativamente il valore assegnato ai singoli pesi sfruttando il processo di apprendimento che avviene in questa fase. In particolare, possiamo distinguere le reti in supervisionate, non supervisionate e di rinforzo: nel primo caso, sono conosciuti a priori i meccanismi che collegano input e output, e si conosce un set di risultati corretti associati a ciascun input; i pesi vengono cambiati sulla base dell'errore calcolato tra il risultato desiderato e quello ottenuto in via provvisoria tramite un lavoro di affinamento del risultato. Nel secondo caso, invece, vi è un allenamento dei dati senza una conoscenza preventiva delle relazioni; per questo motivo, grazie all'apprendimento, la rete scopre caratteristiche tipo dei dati di input e crea classificazioni automaticamente. Infine, l'apprendimento di rinforzo è la comprensione di una tabella situazione-comportamento da parte del computer, che deve essere quindi in grado di prendere una decisione, prevedendo quale delle opzioni sia la migliore sulla base di questa tabella.

È chiaro, quindi, che qualsiasi sia il tipo di rete selezionata, è necessario poter disporre di dati sia per la fase di allenamento e formazione della rete, che per la fase di test/convalida della rete. In particolare, si procede a una divisione preventiva dei dati disponibili inizialmente in due set di dati; diversi studi indicano come un buon rapporto proporzionale tra i due set sia rappresentato dal 70% di dati per la fase di allenamento della rete e dal restante 30 % per la successiva fase di test e previsione del risultato [42].

2.3 Meccanismi di apprendimento delle reti neurali

La previsione di valori è il concetto attorno al quale ruota la trattazione delle ANN. L'obiettivo di queste reti, come detto, è quello di creare un algoritmo per poter effettuare queste previsioni in modo che la soluzione sia esatta, ma non per fattori casuali, bensì per aver seguito un ragionamento sulla base dell'apprendimento. Per questo motivo, le reti vengono comunemente raggruppate nel ramo dell'inferenza statistica, sotto il ramo dell'inferenza predittiva, in quanto essa permette di ottenere un'informazione e trasferirla da un campione di dati rappresentativo (il campione di dati su cui viene fatto l'allenamento della rete) all'intera popolazione di dati [40]. Si sottolinea, dunque, come la fase di allenamento e apprendimento della rete, ovvero la correzione dei valori di peso e di soglia, sia la più importante, in quanto i risultati ottenuti poggiano su questa parte del processo. Vi sono diverse modalità e algoritmi tramite i quali la rete neurale è in grado di apprendere sulla base dei dati forniti per la fase di allenamento; qui di seguito ne viene citata qualcuna:

Apprendimento di Hebb:

La teoria dell'apprendimento di Hebb si basa sul comportamento fisico dei neuroni nella mente umana. Hebb sottolineò (1949) come stabilito nel *Postulato formale di Hebb* che l'apprendimento avviene attraverso una modifica delle connessioni sinaptiche tra due neuroni. In particolare, ammettendo un'informazione che viaggia da un neurone A a un neurone B, se il primo dei due neuroni tenta di eccitare il secondo oltre il suo valore di soglia per un certo numero di volte tramite le sinapsi, si verifica una modifica di A, di B o talvolta di entrambi i neuroni, che agevola il passaggio dell'informazione e aumenta l'efficienza di A nello stimolare B. Dunque, l'attivazione di due neuroni fa sì che vi sia forte interconnessione tra di loro, che aumenta nella fase di apprendimento [43]. Il problema di questo tipo di apprendimento è legato al tipo di correzione che viene effettuata sul peso, in quanto continua a rafforzare i pesi senza particolare criterio, a meno che i dati di input non siano normalizzati.

Apprendimento del percettrone:

L'apprendimento del percettrone è legato a reti neurali con un singolo layer nascosto. Prevede di partire con un vettore di input random a partire dai test di dati e di verificare la risposta fornita in base a quella che viene desiderata; se le due risposte sono diverse, i valori dei pesi assegnati vengono modificati proporzionalmente al valore del *learning rate*, ovvero il tasso di apprendimento della rete. In particolare, questo valore oscilla tra 0 e 1 e indica di quanto i pesi vengono aggiustati per ogni step; è un parametro settabile per la rete sulla base di diversi criteri. Se il valore del *learning rate* η è troppo grande, le performance del modello oscillano tra valori senza convergere al risultato corretto, se troppo piccolo il processo di apprendimento si arena senza portare a un risultato corretto. La procedura ricorda quella dell'apprendimento di Hebb, ma in caso di buona risposta da parte della rete, nessun peso viene modificato.

Backpropagation learning:

Detto anche propagazione all'indietro, è in grado di trasmettere il segnale di errore all'indietro; dunque, per ogni ciclo dell'iterazione di cui si costituisce l'apprendimento (epoca), l'errore viene trasmesso a monte verso gli input. Ciò permette di andare a coinvolgere nella correzione i valori di peso di ciascuno dei neuroni che costituiscono la rete, in modo da ricalcolare il valore di output e produrre il valore di errore più piccolo possibile. Ciò avviene anche per le reti cosiddette *feed-forward*, ovvero in avanti; in questo caso, l'errore si propaga in direzione contraria all'informazione. Esempio di questa applicazione è la cosiddetta *delta rule*, nella quale viene calcolato l'errore delta tra output previsto e desiderato e una correzione proporzionale a delta viene applicata a ciascun neurone a ritroso.

Vi sono poi diversi algoritmi utilizzati per l'ottimizzazione dei pesi, tra i quali quello dei gradienti coniugati e il metodo quasi-Newton, che provvedono a minimizzare funzioni di errore di tipo quadratico; altri metodi, come quello di Levenberg e Marquardt, permettono di minimizzare un errore quadrato della forma assunta. Uno degli algoritmi più usati è quello noto come *descent gradient*, che cerca una soluzione iterativa sulla derivata della funzione andando "al contrario", dunque in discesa: se ad esempio la funzione, e quindi il peso, sta aumentando, allora l'algoritmo va a ritroso, in modo da trovare un minimo locale nella funzione *Peso*, che caratterizzerà i valori di w per la rete.

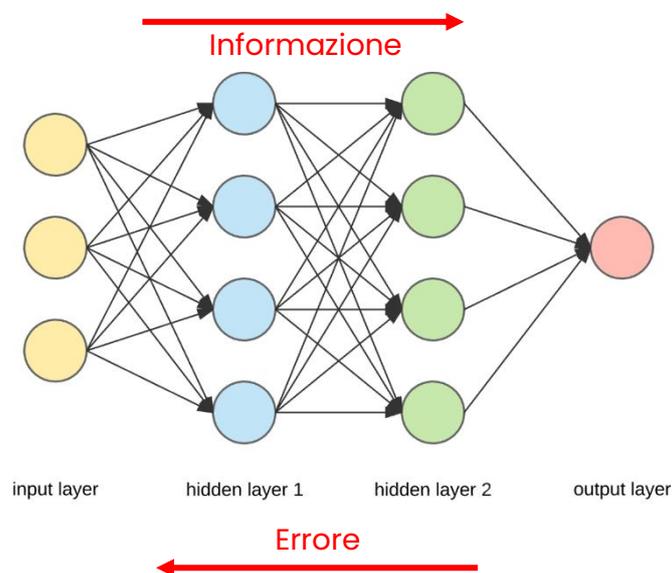


FIGURA 2.10 - EFFETTO DEL BACKPROPAGATION LEARNING

2.4 Creazione di una rete neurale

Tenute in conto queste considerazioni, si esamina ora la procedura per la creazione di una rete neurale. Il flusso di lavoro da dover tenere a mente è il seguente [40]:

- Collezione dei dati;
- Creazione della rete;
- Configurazione della rete;
- Inizializzazione dei valori peso e *bias*;
- Allenamento della rete;
- Validazione della rete;
- Utilizzo della rete sui dati di test.

La prima fase, e forse la più importante, riguarda appunto la collezione e la catalogazione dei dati. In particolare, è necessaria una prima fase di *pre-processing* per i dati, nei quali tutti i dati possono talvolta essere standardizzati per non distorcere i pesi assegnati a ciascun ciclo (o epoca) al singolo neurone. In particolare, il processo prevede una normalizzazione dei dati, in modo che, rispetto al valore di partenza, essi possano assumere valori che spaziano tra 0 e 1. In questa fase, è importante che i dati riescano a coprire tutto il range di input previsto, in quanto è necessario riuscire a coprire il maggior numero possibile di situazioni per poter trovare più relazioni tra layer possibili e, di conseguenza, risultati più precisi possibili. In caso contrario, invece, la rete risulterà imprevedibile e, di conseguenza, inaffidabile.

Una volta trattati inizialmente i dati, viene creata la rete. Si parte scegliendo una tipologia di rete tra quelle proposte e, sulla base della scelta effettuata, si procede alla definizione dei cosiddetti *iperparametri*. Esistono diversi valori che è possibile settare per la rete, ne ricordiamo qualcuno:

- Numero di epoche, ossia il numero di iterazioni e, di conseguenza, di correzioni dei valori peso, viene solitamente settata a valori dell'ordine di 2500 [43]-3000 [42];
- *Learning rate*, ossia tasso di apprendimento della rete; come detto deve rimanere tra 0 e 1, senza essere troppo alto né troppo basso. Generalmente, un buon valore di partenza è un tasso pari a $\eta=0.1$ [44];
- *Momentum*, aggiunge una sorta di inerzia alla procedura di aggiornamento dei pesi e fa sì che alcuni pesi che sono stati aumentati nell'iterazione precedente continuino a essere aumentati. Grazie al *momentum*, il processo di apprendimento diventa più veloce; valori tipici sono 0.5, 0.9 e 0.99, anche questo parametro è compreso tra 0 e 1 [44].

Bisogna stabilire poi i parametri della rete. Detto del numero di *hidden layers* da considerare, possiamo aggiungere a ciò il fatto che, nella maggior parte di problemi non complessi, è sufficiente un solo strato di *hidden layers*. Bisogna fare attenzione, infatti, al numero di questi "strati": sebbene possa sembrare che aumentandone il numero il

risultato possa essere più simile a quello atteso, e dunque più preciso, bisogna considerare che una rete troppo fitta induce il cosiddetto problema di *overfitting*. Questo problema fa sì che la rete diventi troppo adattata sui dati di test, e così facendo si trova ad essere inadatta quando sottoposta ai dati di test per la convalida, concentrandosi maggiormente a riconoscere le coppie input-output tra quelle presentate anziché sull'attribuzione dei giusti pesi per la previsione. Vi può essere anche il problema opposto, il cosiddetto *underfitting*: ciò si verifica quando la rete presenta troppi pochi neuroni, e di conseguenza non riesce a trovare le relazioni input-output tra i dati e, perciò, la previsione del risultato. Contrariamente al problema di *overfitting*, in cui la rete è troppo specifica e complessa per essere adattata ai dati di test, in questo caso la presenza di più neuroni e, soprattutto, di *hidden layer*, fa sì che il problema possa essere risolto, in quanto è possibile trovare più relazioni tra neuroni. La complessità è solitamente regolata andando a aggiungere o sottrarre layer nascosti, e vi è un punto di ottimo del numero di *hidden layers*, che permette di non incorrere in nessuno dei due problemi sopra citati. Questo range di valori è rappresentato dai valori per cui la curva verde del grafico 2.11 raggiunge il minimo, ossia il range di valori per cui l'errore commesso sui dati di test è minimo.

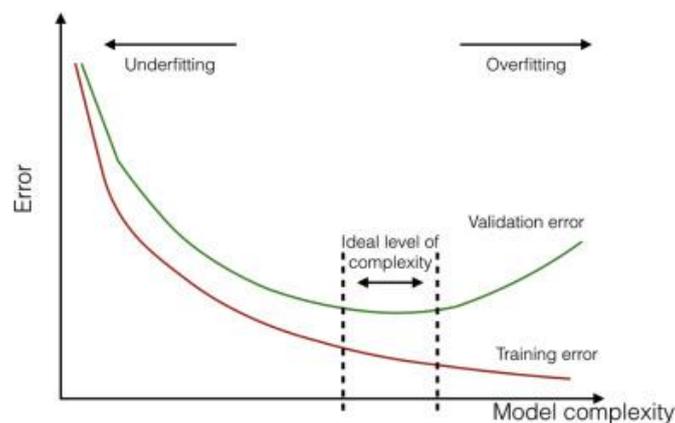


FIGURA 2.11 - ERRORE DI VALIDAZIONE E DI TRAINING PER RETE ANN [45]

Di solito, come nel caso della figura in questione, i dati vengono ulteriormente suddivisi. Si procede, infatti, ad utilizzare il 70% dei dati per la fase di allenamento, ma il restante 30% dei dati viene splittato in due parti costituite dal 15% ciascuna, che prendono il nome di dati di validazione e dati di test. In sostanza, in questi casi si procede tramite un metodo denominato *trial-and-error*, ovvero una sorta di metodo sperimentale tramite il quale si procede per tentativi e si analizza l'errore minimo ottenuto con ciascuna delle configurazioni previste per quanto riguarda il numero di *hidden layers*. Si prende poi la rete con il numero di *hidden layers* che ha dato l'errore più piccolo e si procede alla previsione dei risultati sul restante 15% dei dati di test tramite questa configurazione. Questo metodo può essere utilizzato anche per determinare il numero di neuroni della rete una volta stabilito il numero di *hidden layers*; viene riportato un esempio in cui il metodo è stato utilizzato a tale scopo su uno studio [46]. In generale, il numero di *hidden*

layers e di neuroni per ciascun layer sono le caratteristiche principali della rete, nonché le più difficili da dover determinare, e numerosi studi sono stati proposti al riguardo.

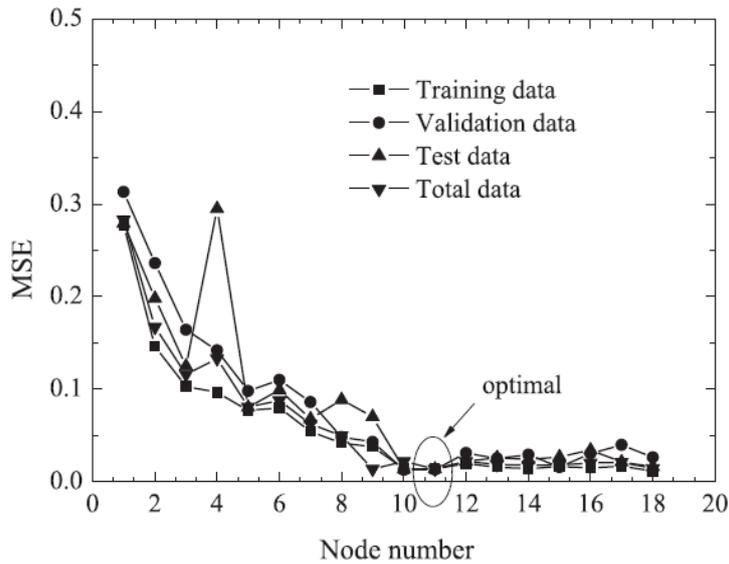


Fig. 1. The changing of MSEs with node number in hidden layer.

FIGURA 2.12 – VALUTAZIONE DEL NUMERO DI NEURONI MEDIANTE TRIAL-AND-ERROR [46]

Una distinzione importante al riguardo è data dal tipo di risultato che si vuole ottenere: esistono infatti reti atte alla previsione di un risultato di tipo categorico (ad esempio una decisione sì-no e, più in generale, decisioni di tipo binario), oppure reti atte alla previsione di un risultato numerico su un dominio di output che non è più discreto, bensì continuo. Le reti del primo tipo vengono dette reti per la classificazione, quelle che portano invece a un risultato corretto vengono dette reti per la regressione; in base al tipo di rete, anche il calcolo dell'errore sarà diverso. Anche la scelta della *transfer function* risulta essere molto importante: in base a questa, è possibile ottenere valori diversi di errore, come visibile nell'esempio riportato, in cui il valore di RMSE varia sensibilmente utilizzando funzioni *tansig* o *logsig* [43].

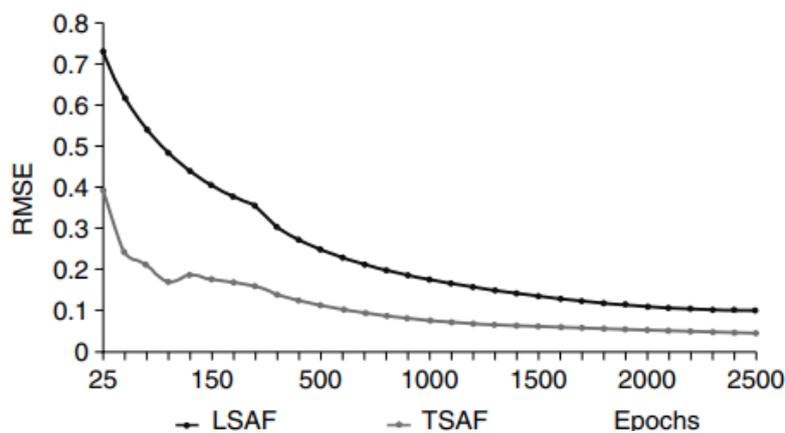


FIGURA 2.13 – CONFRONTO TRA LS (LOGSIG) E TS (TANSIG) ACTIVATION FUNCTION [43]

Come detto, numerosi studi e criteri sono dunque stati presentati per comprendere il numero di neuroni e di *hidden layers* per la rete, oltre a quello presentato precedentemente con il meccanismo di *trial-and-error*; ne viene citato qualcuno, come la *Regola del pollice* (Bakhashwain & Sagheer, 2021) e regole basate unicamente sul numero di input e output (Sartori & Antsaklis, 1991). In questa sede, viene proposto un approccio diverso, basato su uno studio di tipo regressivo effettuato per prevedere la velocità del vento, effettuato utilizzando la tecnica PCA per determinare il numero di *hidden layers* e la tecnica dei K-Means clustering per il calcolo dei neuroni nascosti [47], da un lato perché entrambe le tecniche prevedono un criterio scientifico per la loro applicazione e risultano meno onerose di un meccanismo *trial-and-error*, dall'altro perché entrambe queste tecniche sono facilmente implementabili in ambiente Matlab. Il caso si presta ad essere molto simile a quello da noi trattato, sia per il tipo di ambito a cui si rivolge, sia per il tipo di risultato che cerca (dunque basato sulla regressione).

Il primo passo consiste nell'analisi dell'intero dataset utilizzando la tecnica PCA, ovvero uno strumento proprio della matematica statistica atto alla riduzione del set di dati originale, eliminando un certo numero di colonne non rilevanti. La tecnica PCA (*Principal Component Analysis*) permette dunque di andare a considerare solo le componenti principali del dataset. Infatti, una varianza cumulata elevata delle componenti principali può essere vista come un tentativo di rappresentare un maggior numero di informazioni e, dunque, una maggior complessità; in generale, il raggiungimento di una varianza cumulata superiore al 90% permette di non considerare le restanti componenti.

Una volta effettuata questa scrematura, secondo lo studio i dati devono essere suddivisi in gruppi (o cluster) con la tecnica dei *k-means*, ovvero, per ogni componente principale trovata, che costituisce un *centroide*, si ricercano i k dati più vicini ad essa secondo un criterio di calcolo della distanza stabilito, i quali formeranno appunto un cluster. Iterativamente, si ricalcola la posizione del *centroide* facendo la media degli ingressi nel cluster e si ripete il processo, fin quando la posizione del centroide non viene mutata. Il numero di cluster ottimale viene trovato applicando il criterio di Elbow per ogni componente principale: viene iterato il procedimento dei *k-means* per ogni valore di k e vengono calcolate le distanze al quadrato tra tutti i punti di ciascun cluster e il relativo centroide sommate tra di loro. Si ottiene un grafico con una curva a gomito (*elbow*), e si cerca il valore di k per cui la somma di queste distanze cresce maggiormente. In alternativa, può essere utilizzato il metodo *silhouette*, ovvero un metodo grafico grazie al quale è possibile notare la bontà del numero di cluster scelti. Viene illustrato in figura 1.14 il risultato dell'*Elbow method*; il grafico va letto da destra verso sinistra fino a trovare il valore di cluster per il quale si ha un aumento netto della distanza quadratica media dal centroide del cluster.

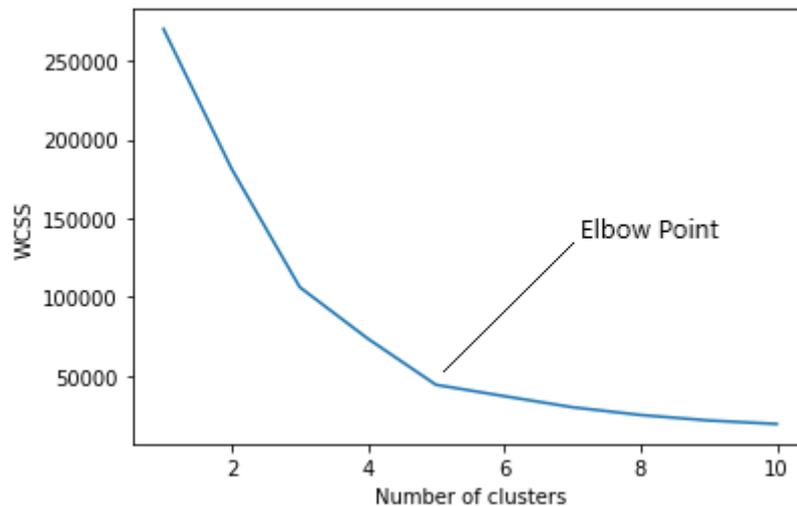


FIGURA 2.14 - CALCOLO DEL GOMITO DELLA CURVA (ELBOW METHOD) [48]

Viene anche allegato il grafico relativo all'utilizzo del metodo *silhouette*: in questo caso, il grafico è ottenibile tramite il comando Matlab *Silhouette*. Vengono proposti due esempi, relativi rispettivamente al plot con due e con tre cluster, e la divisione è ottimale se porta il grafico il più possibile alla destra dell'asse verticale (infatti, l'asse orizzontale è legato alla bontà della *silhouette*, ovvero alla bontà divisione in cluster). Dal grafico è ben visibile come nel caso di sinistra (2 cluster) la parte alla sinistra dell'asse verticale sia ridotta rispetto a quella proposta dal grafico di destra (3 cluster); dunque, la divisione ottimale prevede 2 cluster. Si ricorda che, in base a questo metodo, l'analisi va fatta per ogni componente principale trovata tramite il metodo PCA, e il numero di cluster ottenuto per quella componente rappresenta il numero di neuroni legato a quello specifico *hidden layer*, in quanto ciascuna componente principale tra le componenti che portano la cumulata della varianza al di sopra del 90% rappresenta un *hidden layer*.

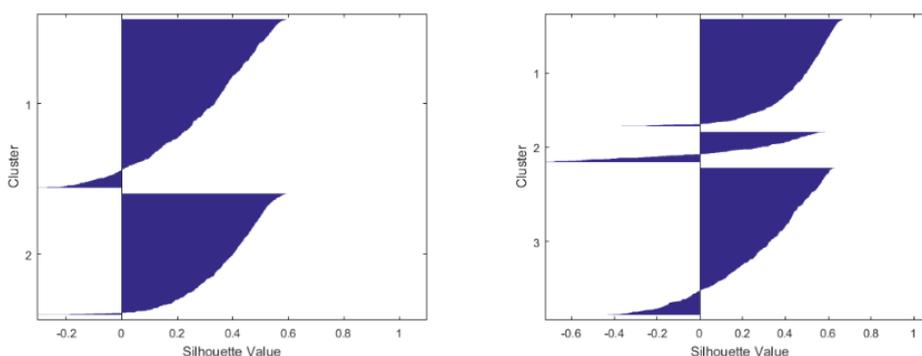


FIGURA 2.15 - CALCOLO DELLA SILHOUETTE PER 2 (SINISTRA) E 3 (DESTRA) CLUSTER [49]

Per quanto riguarda la scelta dei pesi e del valore di *bias* iniziale, la scelta è molto importante, e, nel caso di apprendimento secondo il metodo del gradiente discendente o *descent gradient method*, valori iniziali diversi portano a valori diversi di peso effettivo da inserire all'interno delle *transfer function*. Alcuni testi, data l'importanza di questo parametro, suggeriscono di procedere per tentativi [43], mentre sono possibili anche altri approcci basati su studi e articoli; utilizzando Matlab, una prima stima la si può

ottenere utilizzando il comando *Configura*, che assegna automaticamente i pesi da cui partire.

Inizia a questo punto la fase di allenamento della rete, che itera per il numero di epoche scelto in fase iniziale e aggiorna continuamente i pesi da attribuire ai singoli collegamenti tra neuroni. Si ricorda che la fase di allenamento della rete prevede un utilizzo dei dati pari a circa il 70% dei dati complessivamente disponibili, in modo da permettere alla rete di interfacciarsi con più casi possibili per poter fornire una risposta adeguata sui dati di test. La successiva fase di validazione, come accennato, avviene con una ulteriore suddivisione dei dati del restante 30%; ciò avviene ad esempio laddove si sfrutti un metodo quale il *trial-and-error*, in modo da analizzare su questa porzione di dati la bontà della rete e quale sia la configurazione migliore possibile tra quelle testate (specie per la valutazione della topologia della rete, ossia considerando la miglior combinazione tra numero di *hidden layers* e neuroni per ciascuno strato nascosto).

Infine, la fase di test, in cui la bontà del lavoro effettuato viene valutata sulla porzione di dati di test (tipicamente 15%, includendo la validazione). Ciò è possibile grazie al calcolo dell'errore, e tipicamente sono molti i parametri utilizzati per poter capire se la rete è adeguata alla funzione per la quale è stata progettata. Viene presentata, nella sezione successiva, una serie di parametri di errore tipicamente proposti per questa verifica; si presti particolare attenzione, per la loro applicazione, alla tipologia del problema, in quanto alcuni parametri proposti vengono esclusivamente utilizzati per problemi di regressione.

2.5 Calcolo dell'errore

L'errore calcolato per ogni ciclo o epoca può seguire dunque meccanismi diversi di calcolo. In più, diversi sono i parametri che vengono utilizzati per il calcolo dell'errore e, dunque, per capire la bontà della rete creata. Viene allegato in seguito qualche esempio di valori comunemente utilizzati per il calcolo dell'errore. In particolare, viene definito comunemente l'errore calcolato per la singola epoca come:

$$e = t - y \quad (2.3)$$

Dove t è il valore desiderato dalla rete e y il valore predetto dalla rete.

Uno dei valori comunemente utilizzati è il *MSE* (Mean Square Error), ovvero l'errore quadratico medio

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (t - y)^2 \quad (2.4)$$

Dove n è il numero degli output.

L'errore può essere anche presentato come Root Mean Square Error (*RMSE*):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (t - y)^2} \quad (2.5)$$

In generale la forma quadratica permette di evidenziare i picchi, caratteristica ridotta con il *RMSE*. Viene poi proposto il *MAE* (Mean Absolute Error):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |t - y| \quad (2.6)$$

E il *MAPE* (Mean Absolute Percentage Error), che viene riferito al valore corretto preventivato:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|t - y|}{d} \quad (2.7)$$

Il valore di errore trovato, qualsiasi sia il tipo di errore scelto per il calcolo, viene utilizzato per effettuare le correzioni su pesi e valori di soglia, come descritto precedentemente. Se i modelli in analisi sono di tipo regressivo, spesso il grado di accuratezza viene calcolato prendendo in considerazione uno degli errori presentati finora (tipicamente *MSE* o *RMSE*) e uno dei due seguenti criteri, basati sull'efficacia della regressione. Il primo di questi è il cosiddetto coefficiente di regressione lineare r e indica l'attitudine dei risultati all'essere collegati, mediante una relazione lineare, a quelli previsti. Il valore di r

è compreso tra -1 e 1, e vicino allo zero diventa scadente, mentre la correlazione diventa perfettamente lineare in prossimità di $r = 1$ e di $r = -1$. Il valore di r è calcolabile come segue:

$$r = \frac{C_v(y, t)}{\sqrt{C_v(y, y)}\sqrt{C_v(t, t)}} \quad (2.8)$$

Ovvero il rapporto tra la covarianza tra il risultato atteso e quello previsto e il prodotto tra la covarianza dei valori attesi e la covarianza dei valori predetti [46]. Ancora più frequente è trovare tra i coefficienti per il calcolo dell'errore sulla regressione il coefficiente r^2 , che viene detto coefficiente di determinazione e viene tipicamente utilizzato per calcolare la bontà di una previsione rispetto al modello, che sarà tanto maggiore tanto più il valore di r^2 sarà prossimo a 1. Il valore di r^2 oscilla tra 0 e 1, ed è calcolabile secondo la seguente relazione [42]:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (t - \bar{y}_i)^2} \quad (2.9)$$

Capitolo 3

3. Caso studio

Possiamo a questo punto incorporare le informazioni esposte fino ad ora per l'oggetto vero e proprio di questo elaborato. Si cerca, infatti, di implementare tramite software Matlab una rete neurale per la previsione di dati sulla base dell'esperienza pregressa, che coinvolgono principalmente un dispositivo con tecnologia a concentrazione solare. In particolare, ci si riferisce a un concentratore a disco, di cui sono state spiegate le caratteristiche tecniche principali nella sezione 1.6, installato sull'Energy Center di Torino e dotato di più sensori per il rilevamento della temperatura. Il CSP a disco in questione riceve la radiazione solare presso il ricevitore e ne misura la temperatura dovuta alla concentrazione, registrandola ogni minuto, dunque a intervalli regolari con cadenza di 60 secondi. I sensori o termocoppie in questione portano a quattro temperature diverse, una misurata nel fuoco T_0 grazie a una termocoppia di tipo B, mentre le altre temperature si riferiscono a misurazioni di temperatura alle due estremità del ricevitore tramite termocoppie di tipo N. Ai dati provenienti dal concentratore, vengono associati i dati forniti per quanto riguarda le condizioni metereologiche; questi dati sono stati rilevati dalla stazione meteo presso il Politecnico di Torino e registrati giornalmente, a intervalli regolari di 15 minuti tra ciascuna misurazione. Le misurazioni sono legate a fattori atmosferici quali temperatura dell'aria, alla percentuale di umidità relativa misurata e alla pressione atmosferica, oltre all'intensità e alla direzione del vento, alla quantità di radiazione ricevuta e alla quantità di pioggia caduta in presenza di precipitazioni.

Si cerca dunque di associare i dati delle rispettive misurazioni, in modo da avere ogni osservazione costituita sia dalle misurazioni metereologiche, sia da quelle in termini di temperatura registrata. Una volta associati e pre-processati i dati, è possibile realizzare una rete neurale secondo i criteri elencati, che sia in grado di prevedere, una volta forniti i valori atmosferici, la temperatura raggiungibile nel punto di fuoco e, dunque, nel reattore del concentratore T_0 .

3.1 Creazione dei dataset

Iniziamo effettuando alcune considerazioni sui dati e sulle operazioni resesi necessarie prima della loro implementazione in un modello di rete neurale. Come detto, i dati forniti sono distinti in file diversi, a seconda che si tratti di rilevazioni meteorologiche oppure di misurazioni effettuate tramite il concentratore. In particolare, ciascun foglio di lavoro che caratterizza i dati del concentratore si riferisce alle misurazioni, registrate in una giornata, inerenti la temperatura T_0 misurata nel fuoco, oltre ad altre temperature riferite agli estremi del disco. Possiamo inoltre trovare una differenza in termini di pressione alla voce $P_{differenz}$, oltre alle colonne relative alle quantità di Argon e di Metano Q_{argon} e Q_{metano} , utilizzate per alcuni esperimenti sulle reazioni ad alta temperatura fatte avvenire grazie al calore fornito dalla concentrazione dei raggi solari. In particolare, ciascun file relativo alle misurazioni dell'impianto CSP si presenta come quello in figura 3.1.

| UTCTime | Qmetano | Qargon | Pdifferenz | Treatt_0 | Treatt_1 | Treatt_2 | Treatt_3 | Time |
|----------|---------|--------|------------|----------|----------|----------|----------|------------------|
| 00:00:23 | -0,04 | 592,57 | 0,07 | -2145,19 | 86,14 | 158,69 | 187,98 | 10/01/2020 00:00 |
| 00:01:23 | 0,02 | 592,57 | 0,07 | -2145,19 | 82,33 | 155,45 | 189,49 | 10/01/2020 00:01 |
| 00:02:23 | 0,02 | 592,57 | 0,14 | -2145,19 | 78,10 | 160,34 | 191,14 | 10/01/2020 00:02 |
| 00:03:23 | 0,00 | 592,57 | 0,14 | -2145,19 | 77,11 | 158,97 | 191,28 | 10/01/2020 00:03 |
| 00:04:23 | -0,04 | 592,57 | 0,07 | -2145,19 | 78,85 | 157,85 | 189,16 | 10/01/2020 00:04 |
| 00:05:23 | 0,00 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 85,25 | 155,12 | 188,88 | 10/01/2020 00:05 |
| 00:06:23 | -0,04 | 592,57 | 0,14 | -2145,19 | 82,75 | 157,75 | 190,71 | 10/01/2020 00:06 |
| 00:07:23 | -0,04 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 81,49 | 156,34 | 189,77 | 10/01/2020 00:07 |
| 00:08:23 | -0,04 | 592,57 | -0,14 | -2145,19 | 80,78 | 157,99 | 189,91 | 10/01/2020 00:08 |
| 00:09:23 | -0,04 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 85,58 | 157,09 | 191,89 | 10/01/2020 00:09 |
| 00:10:23 | 0,02 | 592,57 | -0,22 | -2145,19 | 82,43 | 154,93 | 187,51 | 10/01/2020 00:10 |
| 00:11:23 | 0,00 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 80,45 | 156,58 | 188,78 | 10/01/2020 00:11 |
| 00:12:23 | 0,00 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 86,33 | 156,15 | 188,60 | 10/01/2020 00:12 |
| 00:13:23 | 0,00 | 592,57 | -0,14 | -2145,19 | 87,27 | 156,81 | 188,13 | 10/01/2020 00:13 |
| 00:14:23 | 0,09 | 592,57 | 0,14 | -2145,19 | 79,32 | 156,90 | 190,19 | 10/01/2020 00:14 |
| 00:15:23 | 0,04 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 85,29 | 159,26 | 191,42 | 10/01/2020 00:15 |
| 00:16:23 | -0,04 | 592,57 | -0,07 | -2145,19 | 74,34 | 154,79 | 188,17 | 10/01/2020 00:16 |
| 00:17:23 | 0,00 | 592,57 | 0,22 | -2145,19 | 76,08 | 160,20 | 190,05 | 10/01/2020 00:17 |
| 00:18:23 | -0,04 | 592,57 | 0,07 | -2145,19 | 83,27 | 155,26 | 188,08 | 10/01/2020 00:18 |
| 00:19:23 | -0,04 | 592,57 | 0,07 | -2145,19 | 83,13 | 157,56 | 191,09 | 10/01/2020 00:19 |
| 00:20:23 | -0,04 | 592,57 | 0,07 | -2145,19 | 86,05 | 157,09 | 189,72 | 10/01/2020 00:20 |

FIGURA 3.1 – ESEMPIO MISURAZIONI CONCENTRATORE PER IL 10/01/2020

Come detto, i dati riguardano le misurazioni di cui abbiamo già parlato, oltre a una colonna dedicata all'orario locale di rilevazione e una colonna che mette insieme data e ora e che sarà utile successivamente. Si noti come, in questo esempio ma più in generale per tutti i dati forniti, le misurazioni sono state effettuate con cadenza di 60 secondi l'una dall'altra, dunque una al minuto.

Per quanto riguarda i dati meteo, invece, vengono anch'essi forniti sotto forma di fogli di calcolo, nei quali vengono trascritte le misurazioni effettuate presso la stazione meteorologica del Politecnico di Torino per quanto riguarda le principali variabili atmosferiche di riferimento (pressione atmosferica, temperatura dell'aria, umidità relativa, vento e presenza o meno di precipitazioni). Viene anche in questo caso allegato un esempio di come si presentano i dati in origine.

| Data | UTCTime | Time | Umidità | Temperatura | Pressione | Velocità | Dirvent | Radglobale | Pioggia |
|------------|----------|------------------|---------|-------------|-----------|----------|---------|------------|---------|
| 10/01/2020 | 00:00:00 | 10/01/2020 00:00 | 65,60 | 4,30 | 988,00 | 1,20 | 343,70 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 00:15:00 | 10/01/2020 00:15 | 65,70 | 4,30 | 988,10 | 0,70 | 5,90 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 00:30:00 | 10/01/2020 00:30 | 66,10 | 4,40 | 987,80 | 0,50 | 31,00 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 00:45:00 | 10/01/2020 00:45 | 66,20 | 4,30 | 987,80 | 0,50 | 23,00 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 01:00:00 | 10/01/2020 01:00 | 65,70 | 4,50 | 987,80 | 0,80 | 30,10 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 01:15:00 | 10/01/2020 01:15 | 65,50 | 4,60 | 987,30 | 0,40 | 85,50 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 01:30:00 | 10/01/2020 01:30 | 66,30 | 4,40 | 987,40 | 0,50 | 106,50 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 01:45:00 | 10/01/2020 01:45 | 66,70 | 4,30 | 987,40 | 0,40 | 87,30 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 02:00:00 | 10/01/2020 02:00 | 67,40 | 4,20 | 987,30 | 0,40 | 240,60 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 02:15:00 | 10/01/2020 02:15 | 67,30 | 4,30 | 987,50 | 0,90 | 277,50 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 02:30:00 | 10/01/2020 02:30 | 67,40 | 4,40 | 987,50 | 0,60 | 206,30 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 02:45:00 | 10/01/2020 02:45 | 68,20 | 4,50 | 987,30 | 0,50 | 145,60 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 03:00:00 | 10/01/2020 03:00 | 70,20 | 4,10 | 987,10 | 0,30 | 104,60 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 03:15:00 | 10/01/2020 03:15 | 72,20 | 4,00 | 986,90 | 0,90 | 87,90 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 03:30:00 | 10/01/2020 03:30 | 72,30 | 4,00 | 987,00 | 0,60 | 101,30 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 03:45:00 | 10/01/2020 03:45 | 72,30 | 3,90 | 987,20 | 0,30 | 28,80 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 04:00:00 | 10/01/2020 04:00 | 72,30 | 4,10 | 987,20 | 0,20 | 128,90 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 04:15:00 | 10/01/2020 04:15 | 71,10 | 4,20 | 987,00 | 0,20 | 27,10 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 04:30:00 | 10/01/2020 04:30 | 70,40 | 4,20 | 986,80 | 0,30 | 26,60 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 04:45:00 | 10/01/2020 04:45 | 70,40 | 4,20 | 986,70 | 0,40 | 115,20 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 05:00:00 | 10/01/2020 05:00 | 69,70 | 4,40 | 986,40 | 0,60 | 138,40 | 0,00 | 0,00 |
| 10/01/2020 | 05:15:00 | 10/01/2020 05:15 | 69,70 | 4,50 | 986,70 | 0,40 | 124,40 | 0,00 | 0,00 |

FIGURA 3.2 – DATI METEO RIFERITI AL 10/01/2020

Notiamo, in questo frangente, che i dati relativi al meteo sono questa volta riferiti a misurazioni con cadenza di 15 minuti l'una dall'altra; dunque, molto più disperse rispetto alle precedenti. Anche in questo caso, alle rilevazioni sono associate una colonna per la data e una per l'ora, oltre alla colonna *Time*, che per un dato giorno e un dato orario è la medesima sia per i dati meteo che per i dati del CSP.

L'obiettivo finale di questa prima parte di *pre-processing* è quello di ottenere un database completo, ossia che possa rappresentare, per un preciso orario e giorno, sia i dati relativi alle condizioni atmosferiche che quelli raccolti dal concentratore, in modo da poter avere una base sulla quale poter costruire una rete neurale che, a partire dalle condizioni atmosferiche in input, possa prevedere la temperatura nel fuoco del reattore (indicata nei dati con *Treatt_0*), nel modo più preciso e simile al risultato finale possibile. Come prima cosa, vengono condensate in un unico foglio di lavoro tutte le misurazioni relative al concentratore solare, e viene fatta la medesima operazione su un diverso foglio di calcolo per tutte le misurazioni meteorologiche; in particolare, per i giorni in cui sono presenti solo i dati del CSP e non sono state fornite le tabelle meteo, sono state recuperate le misurazioni della stazione meteorologica del Politecnico di Torino direttamente dal sito web, in formato tabulare [50]. Una volta ottenuti i due file distinti contenenti tutti i dati meteo e del concentratore per i giorni in cui i dati CSP sono stati forniti, si è proceduto alla condensazione delle due tabelle in una sola, tramite la colonna *Time*, in modo da disporre di una tabella con dati completi per ciascun orario. Per fare ciò, il primo inconveniente è quello della frequenza di acquisizione dei dati, in quanto associando semplicemente i dati meteo con quelli del CSP (arrotondati al minuto), andremmo a perdere una quantità di dati non indifferente, ovvero tutti i dati compresi nei 14 minuti tra un quarto d'ora e il successivo. Oltre a ciò, questo metodo si presenterebbe come poco preciso: prendendo ad esempio una situazione meteorologica in cui il meteo cambia improvvisamente (ad esempio a causa di un repentino calo di temperatura) e in poco tempo, operando con questo procedimento

logico troveremmo due misurazioni di temperatura nel fuoco del reattore che sono contigue temporalmente, ma molto distanti in termini di condizioni atmosferiche; in poche parole, il metodo illustrato non permetterebbe di tenere in conto in maniera adeguata dell'effetto del transitorio e dei gradienti termici al ricevitore.

Per questo motivo, si è scelto di procedere con due approcci diversi, in modo da preparare due diversi database e sottoporli successivamente alla creazione di una rete neurale in ambiente Matlab, in modo da confrontare i risultati ottenuti con ciascuno di essi. Ciascuno di questi metodi è stato concepito in modo da tenere in conto, in maniera diversa, del possibile gradiente termico.

Il primo approccio utilizzato è stato il seguente: innanzitutto, sono stati arrotondati al minuto i dati relativi al concentratore, in modo da avere le misurazioni allo scoccare di ciascun minuto per poterle successivamente associare in maniera coerente alle corrispondenti condizioni meteorologiche. Successivamente, i dati sono stati scremati: il concentratore, infatti, rileva la temperatura al centro del disco e in concomitanza con il ricevitore, ma, in presenza di un basso o nullo effetto di concentrazione, il sensore rileva una temperatura che è quella corrispondente alla temperatura dell'aria a quella data ora. In questi casi, per non falsare i dati forniti, il concentratore segna un dato di temperatura al ricevitore fortemente negativo (es. $-2185\text{ }^{\circ}\text{C}$), in modo che questi dati siano facilmente identificabili e rimovibili. Una volta scorporati i dati da quelli "falsati", sono state mediate le misurazioni sul quarto d'ora, in modo da poter associare a ciascun quarto d'ora un dato che tenga conto del transitorio nei rispettivi 15 minuti. In particolare, il criterio seguito è stato il seguente, indicato in tabella 3.1.

| Media dei dati di partenza | Ora assegnata |
|-----------------------------------|----------------------|
| Da ora:01 fino a ora:15 | Ora:15 |
| Da ora:16 fino a ora:30 | Ora:30 |
| Da ora:31 fino a ora:45 | Ora:45 |
| Da ora:46 fino a ora:00 | (Ora+1):00 |

TABELLA 3.1 - CRITERIO DI ASSEGNAZIONE DELLA MEDIA ORARIA DEI DATI CSP

Seguendo questo criterio, ad esempio, la media dei dati dalle 11:16 alle 11:30 è stata assegnata alle 11:30, mentre la media tra le 11:31 e le 11:45 è stata assegnata alle 11:45, per tutte le colonne dei dati relativi al concentratore solare (anche se, come vedremo, l'unico dato di interesse in questo senso è dato dalla *Treant_0*). L'unica eccezione a questo criterio è stata effettuata in presenza di dati dispersi: infatti, in presenza di dati non in grado di coprire l'intero quarto d'ora, è stata comunque effettuata la media ed assegnata al valore del quarto più vicino. Talvolta la media è stata effettuata "spezzando" i dati in due, in modo da ottenere in battuta finale un maggior quantitativo di dati; ciò è successo specialmente in prossimità dei dati eliminati, in quanto facenti parte della schiera di misurazioni al ricevitore con temperatura corrispondente a quella dell'aria. Un esempio del criterio seguito in questi casi è dato dalla figura 3.3: come possiamo vedere, gli unici dati che sopravvivono alla scrematura sono i dati compresi

tra le 11:29 e le 11:32 e tra le 11:34 e le 11:39; in questo caso, in modo da poter disporre in ultima battuta di un quantitativo maggiore di dati, la media del primo dei due intervalli proposti è stata assegnata alle 11:30, mentre la media del secondo intervallo è stata assegnata alle 11:45, in modo da ottenere un dato aggiuntivo.

| Record | Date | UTC Time | Qmetano | Qargon | Pdifferenz | Treatt_0 | Treatt_1 | Treatt_2 | Treatt_3 |
|--------|------------|----------|------------|----------|------------|-----------|----------|----------|----------|
| 673626 | 03/09/2021 | 11:48:25 | 0,03616898 | 0,144676 | 0,434021 | -2145,185 | 88,86719 | 155,4941 | 193,58 |
| 673625 | 03/09/2021 | 11:47:25 | -0,036169 | 0,217014 | 0,2893066 | -2145,185 | 94,27445 | 154,4126 | 189,1131 |
| 673624 | 03/09/2021 | 11:46:25 | 0,01808449 | 0,144676 | 0,434021 | -2145,185 | 90,41884 | 159,9139 | 198,47 |
| 673623 | 03/09/2021 | 11:45:25 | 0,01808449 | 0,198929 | 0,434021 | -2145,185 | 92,53472 | 159,6318 | 196,7303 |
| 673622 | 03/09/2021 | 11:44:25 | -0,036169 | 0,198929 | 0,434021 | -2145,185 | 74,76128 | 160,4311 | 195,6019 |
| 673621 | 03/09/2021 | 11:43:25 | 0,03616898 | 0,180845 | 0,2893066 | -2145,185 | 73,53877 | 159,9139 | 192,7337 |
| 673620 | 03/09/2021 | 11:42:25 | 0 | 0,144676 | 0,434021 | -2145,185 | 94,74465 | 155,0709 | 190,3827 |
| 673619 | 03/09/2021 | 11:41:25 | -0,0542535 | 0,235098 | 0,434021 | -2145,185 | 96,01418 | 157,2338 | 191,088 |
| 673618 | 03/09/2021 | 11:40:25 | 0,01808449 | 0,180845 | 0,434021 | -2145,185 | 86,89236 | 157,2338 | 195,5078 |
| 673617 | 03/09/2021 | 11:39:25 | 0 | 0,235098 | 0,21698 | 0 | 93,80425 | 159,5378 | 192,9217 |
| 673616 | 03/09/2021 | 11:38:25 | 0,01808449 | 0,144676 | 0,0723877 | 1,702112 | 72,59838 | 159,0206 | 193,533 |
| 673615 | 03/09/2021 | 11:37:25 | 0,03616898 | 0,198929 | 0,21698 | 3,993417 | 89,14931 | 160,9013 | 197,8588 |
| 673614 | 03/09/2021 | 11:36:25 | 0,05425347 | 0,126591 | 0,21698 | 1,11292 | 73,63281 | 159,7729 | 195,5548 |
| 673613 | 03/09/2021 | 11:35:25 | 0 | 0,198929 | 0,2893066 | 7,201244 | 88,02084 | 155,306 | 189,3012 |
| 673612 | 03/09/2021 | 11:34:25 | 0,01808449 | 0,144676 | 0,21698 | 13,4205 | 78,94604 | 161,2775 | 196,025 |
| 673611 | 03/09/2021 | 11:33:25 | -0,036169 | 0,144676 | 0,1447144 | -2145,185 | 74,94936 | 157,5159 | 190,3827 |
| 673610 | 03/09/2021 | 11:32:25 | 0,01808449 | 0,198929 | 0,434021 | 0,1309317 | 96,95457 | 153,002 | 190,4297 |
| 673609 | 03/09/2021 | 11:31:25 | 0,03616898 | 0,198929 | 0,2893066 | 1,11292 | 96,15524 | 158,0331 | 195,978 |
| 673608 | 03/09/2021 | 11:30:25 | 0,01808449 | 0,180845 | 0,2893066 | -2145,185 | 76,59505 | 159,4437 | 193,2509 |
| 673607 | 03/09/2021 | 11:29:25 | 0,01808449 | 0,198929 | 0,21698 | 3,142361 | 94,46253 | 155,7762 | 193,7681 |
| 673606 | 03/09/2021 | 11:28:25 | 0 | 0,180845 | 0,2893066 | -2145,185 | 80,96788 | 160,9954 | 196,0721 |
| 673605 | 03/09/2021 | 11:27:25 | -0,036169 | 0,144676 | 0,21698 | -2145,185 | 86,61024 | 154,6477 | 190,2416 |
| 673604 | 03/09/2021 | 11:26:25 | 0,03616898 | 0,180845 | 0,1447144 | -2145,185 | 88,72613 | 160,5252 | 197,1065 |
| 673603 | 03/09/2021 | 11:25:25 | 0,01808449 | 0,180845 | 0,434021 | -2145,185 | 90,08969 | 154,9298 | 191,0409 |
| 673602 | 03/09/2021 | 11:24:25 | 0,01808449 | 0,144676 | 0,434021 | -2145,185 | 92,86386 | 158,1272 | 192,6396 |
| 673601 | 03/09/2021 | 11:23:25 | -0,036169 | 0,180845 | 0,21698 | -2145,185 | 87,87978 | 157,9861 | 195,6959 |
| 673600 | 03/09/2021 | 11:22:25 | 0,01808449 | 0,198929 | 0,434021 | -2145,185 | 78,80498 | 158,6914 | 189,1602 |
| 673599 | 03/09/2021 | 11:21:25 | 0 | 0,180845 | 0,21698 | -2145,185 | 74,29109 | 159,1146 | 195,4138 |

FIGURA 3.3 – ESEMPIO DI NON APPLICAZIONE RIGOROSA DEL CRITERIO

In termini numerici, lo scorporo dei dati a temperatura ambiente e, dunque, inutilizzabili, ha pesato in maniera notevole sull'approccio, in quanto ha ridotto a circa un terzo dell'originale la dimensione del set di dati (arrivando a circa 53 mila dati disponibili). Effettuando ancora le operazioni di media secondo il criterio proposto, si arriva a un totale di 3794 dati disponibili e pronti per poter costituire la rete neurale secondo questo primo approccio.

Il secondo approccio proposto, invece, cerca di ovviare alla possibile mancanza di dati seguendo questo primo criterio, in quanto l'operazione di media aritmetica sul quarto d'ora fa sì che molti dati vengano persi, non in maniera completa (in quanto ne si tiene comunque conto all'interno della media), ma che non risultino nel computo finale dei dati disponibili. Dunque, anziché "adattare" il dataset del concentratore su quello del meteo, condensandone il numero, si cerca di estendere il set di rilevamenti atmosferici, in modo da poter disporre anche per questi dati di un'informazione al minuto. Per fare ciò, si parte dal foglio di lavoro contenente tutti i dati meteo, andando ad inserire 14 righe vuote tra ogni coppia di misurazioni successive, e, in seconda battuta, si interpolano linearmente i dati meteorologici tra due quarti d'ora successivi, per ciascuna delle colonne che costituiscono i parametri osservati. Ciò permette di evitare la condensazione dei dati relativi al concentratore, in quanto gli unici effettivamente reperibili, e fa sì che ad essere adattate siano invece le osservazioni meteo. La formula di interpolazione utilizzata è la seguente:

$$\frac{t(i) - t(b)}{t(a) - t(b)} = \frac{v(i) - v(b)}{v(a) - v(b)} \quad (3.1)$$

Considerando:

- a l'estremo inferiore dell'intervallo di 15 minuti;
- b l'estremo superiore dell'intervallo di 15 minuti;
- i l'istante considerato all'interno dell'intervallo ab ;
- t la variabile tempo;
- v la generica variabile da interpolare.

Dalla formula proposta si giunge alla seguente:

$$v(i) = \frac{t(i) - t(b)}{t(a) - t(b)} (v(a) - v(b)) + v(b) \quad (3.2)$$

e dunque, per come sono stati definiti gli intervalli di tempo sul quarto d'ora, la differenza $t(a) - t(b)$ è sempre pari a -15. Questa seconda formulazione permette, dunque, di mantenere i circa 53mila dati originali e andare ad associare, per ciascuno di essi, un valore per le rilevazioni meteorologiche, sia esso effettivamente misurato oppure ottenuto mediante interpolazione lineare. Va ricordato che, comunque, entrambi i metodi costituiscono delle approssimazioni, in quanto non rispecchiano appieno la realtà; ciò non sarebbe stato comunque possibile, in quanto, come detto, le misurazioni relative al concentratore solare rappresentano la totalità delle osservazioni disponibili e, dunque, rendono impossibile l'approvvigionamento di nuovi dati, anche e soprattutto da fonti esterne. Abbiamo infatti visto come i parametri relativi al concentratore solare costituiscano da soli una grande fonte di varietà nei risultati ottenibili, basti pensare alle temperature ottenibili e al diverso risultato ottenibile utilizzando materiali diversi per la superficie riflettente, diverse superfici assorbenti, diversi ricevitori e così via. Le approssimazioni fornite sono comunque plausibili, in quanto l'effetto del gradiente che si manifesta nel quarto d'ora viene considerato, ed è abbastanza realistico che la variazione dei parametri atmosferici sia relativamente graduale e ricalchi, almeno in maniera approssimata, quella ottenibile da un'interpolazione lineare. Viene in seguito allegato un esempio di come si presentano i dati dopo questa operazione.

| Data | UTCTime | Time | Umiditarel | Temparia | Pressatm | Velvento | Dirvento | Radglobale | Pioggia |
|------------|---------|------------------|------------|----------|----------|----------|----------|------------|---------|
| 08/11/2019 | 0:00:00 | 08/11/2019 00:00 | 88,30 | 8,60 | 967,70 | 2,30 | 17,00 | 0,20 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:01:00 | 08/11/2019 00:01 | 88,27 | 8,61 | 967,68 | 2,27 | 17,11 | 0,21 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:02:00 | 08/11/2019 00:02 | 88,23 | 8,61 | 967,66 | 2,25 | 17,21 | 0,21 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:03:00 | 08/11/2019 00:03 | 88,20 | 8,62 | 967,64 | 2,22 | 17,32 | 0,22 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:04:00 | 08/11/2019 00:04 | 88,17 | 8,63 | 967,62 | 2,19 | 17,43 | 0,23 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:05:00 | 08/11/2019 00:05 | 88,13 | 8,63 | 967,60 | 2,17 | 17,53 | 0,23 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:06:00 | 08/11/2019 00:06 | 88,10 | 8,64 | 967,58 | 2,14 | 17,64 | 0,24 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:07:00 | 08/11/2019 00:07 | 88,07 | 8,65 | 967,56 | 2,11 | 17,75 | 0,25 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:08:00 | 08/11/2019 00:08 | 88,03 | 8,65 | 967,54 | 2,09 | 17,85 | 0,25 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:09:00 | 08/11/2019 00:09 | 88,00 | 8,66 | 967,52 | 2,06 | 17,96 | 0,26 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:10:00 | 08/11/2019 00:10 | 87,97 | 8,67 | 967,50 | 2,03 | 18,07 | 0,27 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:11:00 | 08/11/2019 00:11 | 87,93 | 8,67 | 967,48 | 2,01 | 18,17 | 0,27 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:12:00 | 08/11/2019 00:12 | 87,90 | 8,68 | 967,46 | 1,98 | 18,28 | 0,28 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:13:00 | 08/11/2019 00:13 | 87,87 | 8,69 | 967,44 | 1,95 | 18,39 | 0,29 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:14:00 | 08/11/2019 00:14 | 87,83 | 8,69 | 967,42 | 1,93 | 18,49 | 0,29 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:15:00 | 08/11/2019 00:15 | 87,80 | 8,70 | 967,40 | 1,90 | 18,60 | 0,30 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:16:00 | 08/11/2019 00:16 | 87,79 | 8,71 | 967,41 | 1,87 | 18,65 | 0,31 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:17:00 | 08/11/2019 00:17 | 87,77 | 8,71 | 967,43 | 1,85 | 18,69 | 0,31 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:18:00 | 08/11/2019 00:18 | 87,76 | 8,72 | 967,44 | 1,82 | 18,74 | 0,32 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:19:00 | 08/11/2019 00:19 | 87,75 | 8,73 | 967,45 | 1,79 | 18,79 | 0,33 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:20:00 | 08/11/2019 00:20 | 87,73 | 8,73 | 967,47 | 1,77 | 18,83 | 0,33 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:21:00 | 08/11/2019 00:21 | 87,72 | 8,74 | 967,48 | 1,74 | 18,88 | 0,34 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:22:00 | 08/11/2019 00:22 | 87,71 | 8,75 | 967,49 | 1,71 | 18,93 | 0,35 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:23:00 | 08/11/2019 00:23 | 87,69 | 8,75 | 967,51 | 1,69 | 18,97 | 0,35 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:24:00 | 08/11/2019 00:24 | 87,68 | 8,76 | 967,52 | 1,66 | 19,02 | 0,36 | 0,00 |
| 08/11/2019 | 0:25:00 | 08/11/2019 00:25 | 87,67 | 8,77 | 967,53 | 1,63 | 19,07 | 0,37 | 0,00 |

FIGURA 3.4 - DATI METEO DOPO L'INTERPOLAZIONE LINEARE

A questo punto, per entrambi i metodi va effettuata l'associazione vera e propria tra i due set di dati, in modo da ottenere, per ciascun approccio, un dataset completo di informazioni meteorologiche e di temperatura al ricevitore del CSP. Per fare ciò, ci serviamo del comando Matlab innerjoin, che permette di unire due tabelle sfruttando una colonna in comune; in questo caso, uniamo le due tabelle create tramite la colonna Time, appositamente creata per contenere data e ora, di modo che l'orario di misurazione delle diverse entità sia il medesimo e vi sia una corrispondenza di condizioni.

Il risultato è una tabella che contiene tutti i dati cercati, come riassunto in figura 3.5; il procedimento viene effettuato per tutte e due le tabelle derivanti dai rispettivi approcci seguiti per l'ottenimento dei dati.

| Time | Umiditarel | Temparia | Pressatm | Velvento | Dirvento | Radglobale | Pioggia | Treatt_0 |
|------------------|------------|----------|----------|----------|----------|------------|---------|----------|
| 07/04/2021 17:30 | 3,70 | 12,60 | 980,30 | 1,90 | 47,40 | 461,20 | 0,00 | 357,57 |
| 07/04/2021 17:31 | 3,69 | 12,59 | 980,29 | 1,89 | 50,85 | 458,58 | 0,00 | 353,19 |
| 07/04/2021 17:32 | 3,67 | 12,59 | 980,29 | 1,89 | 54,29 | 455,96 | 0,00 | 348,47 |
| 07/04/2021 17:33 | 3,66 | 12,58 | 980,28 | 1,88 | 57,74 | 453,34 | 0,00 | 346,12 |
| 07/04/2021 17:34 | 3,65 | 12,57 | 980,27 | 1,87 | 61,19 | 450,72 | 0,00 | 343,30 |
| 07/04/2021 17:35 | 3,63 | 12,57 | 980,27 | 1,87 | 64,63 | 448,10 | 0,00 | 338,59 |
| 07/04/2021 17:36 | 3,62 | 12,56 | 980,26 | 1,86 | 68,08 | 445,48 | 0,00 | 335,05 |
| 07/04/2021 17:37 | 3,61 | 12,55 | 980,25 | 1,85 | 71,53 | 442,86 | 0,00 | 333,29 |
| 07/04/2021 17:38 | 3,59 | 12,55 | 980,25 | 1,85 | 74,97 | 440,24 | 0,00 | 327,66 |
| 07/04/2021 17:39 | 3,58 | 12,54 | 980,24 | 1,84 | 78,42 | 437,62 | 0,00 | 324,06 |
| 07/04/2021 17:40 | 3,57 | 12,53 | 980,23 | 1,83 | 81,87 | 435,00 | 0,00 | 323,34 |
| 07/04/2021 17:41 | 3,55 | 12,53 | 980,23 | 1,83 | 85,31 | 432,38 | 0,00 | 324,32 |
| 07/04/2021 17:42 | 3,54 | 12,52 | 980,22 | 1,82 | 88,76 | 429,76 | 0,00 | 325,17 |
| 07/04/2021 17:43 | 3,53 | 12,51 | 980,21 | 1,81 | 92,21 | 427,14 | 0,00 | 324,19 |
| 07/04/2021 17:44 | 3,51 | 12,51 | 980,21 | 1,81 | 95,65 | 424,52 | 0,00 | 322,68 |
| 07/04/2021 17:45 | 3,50 | 12,50 | 980,20 | 1,80 | 99,10 | 421,90 | 0,00 | 320,19 |
| 07/04/2021 17:46 | 3,48 | 12,55 | 980,22 | 1,78 | 97,55 | 418,91 | 0,00 | 313,97 |
| 07/04/2021 17:47 | 3,46 | 12,61 | 980,24 | 1,76 | 95,99 | 415,93 | 0,00 | 300,82 |
| 07/04/2021 17:48 | 3,44 | 12,66 | 980,26 | 1,74 | 94,44 | 412,94 | 0,00 | 287,98 |
| 07/04/2021 17:49 | 3,42 | 12,71 | 980,28 | 1,72 | 92,89 | 409,95 | 0,00 | 271,95 |
| 07/04/2021 17:50 | 3,40 | 12,77 | 980,30 | 1,70 | 91,33 | 406,97 | 0,00 | 239,02 |
| 07/04/2021 17:51 | 3,38 | 12,82 | 980,32 | 1,68 | 89,78 | 403,98 | 0,00 | 198,30 |
| 07/04/2021 17:52 | 3,36 | 12,87 | 980,34 | 1,66 | 88,23 | 400,99 | 0,00 | 163,86 |
| 07/04/2021 17:53 | 3,34 | 12,93 | 980,36 | 1,64 | 86,67 | 398,01 | 0,00 | 134,66 |
| 07/04/2021 17:54 | 3,32 | 12,98 | 980,38 | 1,62 | 85,12 | 395,02 | 0,00 | 110,31 |
| 07/04/2021 17:55 | 3,30 | 13,03 | 980,40 | 1,60 | 83,57 | 392,03 | 0,00 | 89,56 |
| 07/04/2021 17:56 | 3,28 | 13,09 | 980,42 | 1,58 | 82,01 | 389,05 | 0,00 | 72,27 |

FIGURA 3.5 - TABELLA DATI DEFINITIVA OTTENUTA CON INTERPOLAZIONE LINEARE

In entrambe le soluzioni adottate, il risultato consiste in una tabella contenente tutte le misurazioni della stazione meteo (umidità relativa, temperatura dell'aria, pressione

atmosferica, velocità e direzione del vento, radiazione globale e pioggia), oltre alla colonna associata ai dati del CSP; come detto, l'unico dato di nostro interesse per quanto riguarda il concentratore è la temperatura del reattore, indicata con la sigla *Treatt_0*, dunque possiamo scartare gli altri parametri misurati, come le quantità di Argon e di metano.

Analizzando i dati, l'obiettivo è quello di creare una rete neurale che possa prevedere la *Treatt_0* a partire dai dati meteo indicati nelle colonne soprastanti: per questo motivo, una volta effettuata l'associazione tra le due tabelle, possiamo rimuovere la colonna *Time* dal dataset ottenuto, sia per quello ottenuto tramite media dei dati sul quarto ora che per quello ottenuto mediante interpolazione degli stessi. Allo stesso modo, possiamo fare a meno della colonna relativa alla pioggia, in quanto contiene al suo interno quasi esclusivamente zeri, e i pochissimi valori non nulli sono infinitesimi che non vanno ad impattare sul risultato finale. Oltre a questa finalità, c'è un secondo scopo per il quale la rimozione di queste colonne è utile: le reti neurali, infatti, lavorano sulla base di dataset di una certa dimensione, o meglio, costituite da un dato numero di osservazioni, rappresentate dalla totalità dei dati raccolti. Queste osservazioni costituiscono le righe della tabella ottenuta per ciascuno dei due approcci. Per quanto riguarda le colonne, invece, la temperatura del reattore *Treatt_0* costituisce, come detto, il parametro da prevedere, e dunque viene definito *target*, mentre le altre colonne rappresentano i parametri forniti alla rete per poter effettuare la sua previsione, e vengono definiti *predictors*. Molto spesso, i *predictors* sono chiamati anche *features*, ed esistono numerose tecniche di indagine per andare a comprendere l'importanza di ciascuna *feature* nel computo del risultato finale; queste analisi sono spesso utili per cancellare le colonne che danno un minor contributo nel raggiungimento dell'obiettivo, permettendo di diminuire l'errore sulla previsione. In generale, dunque, la cancellazione delle *features* con fattore di partecipazione più basso permette una riduzione dell'errore; da qui si capisce un ulteriore motivo per cui andare ad eliminare le due colonne di cui sopra.

3.2 Pre-processing dei dati

Una volta ottenuto il dataset definitivo, la fase di *pre-processing* successiva è stata svolta per intero in ambiente Matlab, in quanto esso costituisce una buona possibilità per il maneggiamento dei dati per il deep learning. Questa fase è comune a tutti e due gli approcci seguiti per la creazione del dataset, perciò viene riassunta in maniera univoca; successivamente, nella creazione della rete, verranno sottolineate le differenze riscontrate nei risultati e, di conseguenza, quale sia stato l'approccio a portare i risultati migliori.

La prima operazione consiste nell'importazione del set di dati ottenuto all'interno del software; per farlo, viene utilizzata la riga di comando:

```
dati=readtable('dati_estesi.xlsx');
```

che permette di leggere i dati in formato tabulare e di importarli in ambiente Matlab. Per poter operare con questi dati, la prima trasformazione a cui vengono sottoposti è quella che permette di passare dalla tabella a una matrice di dati vera e propria, in cui il software riconosce ciascuna cella come posizione di un array contenente un valore numerico: per farlo, utilizziamo la seguente linea di comando:

```
A=table2array(dati);
```

Successivamente, una delle prime operazioni ad essere effettuate è il riordinamento dei dati. Per come si è operato finora, infatti, in entrambi i dataset ottenuti i dati sono ordinati secondo il progressivo ordine con cui i singoli fogli di calcolo sono stati trasferiti all'interno di un foglio unico; questa caratteristica può essere migliorata andando a riordinare, in maniera casuale, i dati per righe, in modo che non perdano le proprie caratteristiche derivanti dall'associazione delle due tabelle, per poter ottenere un risultato finale più veritiero. L'ordinamento casuale delle righe viene effettuato mediante il comando Matlab seguente:

```
Anand = A(randperm(size(A, 1)), :);
```

La matrice così ottenuta presenta un numero di righe pari al numero di osservazioni (3794 nel primo caso, 53033 nel secondo) e un numero di colonne pari a sette, dato dalla somma dei sei *predictors* rimasti e della colonna dei *target* costituita dalle temperature.

A questo punto, avviene la fase di pulizia dei dati vera e propria. Molti dei dati raccolti sono infatti interpretati dal sistema come fuorvianti, e rischiano, nel nostro caso, di andare ad impattare negativamente sulla capacità previsionale della rete. Questi dati vengono definiti *outliers* e sono una costante nei problemi di tipo statistico-matematico; la loro rimozione agevola il conseguimento di un risultato corretto. Molto spesso, in realtà, gli *outliers* vengono sostituiti da valori che l'algoritmo reputa più efficaci ai fini dell'apprendimento e della successiva previsione; anche Matlab dà la possibilità di effettuare questa operazione (tramite il comando `fillmissing`), seguendo uno tra i criteri proposti, che permettono di sostituire il valore dell'*outlier* con il primo valore *non-outlier* precedente, oppure il medesimo successivo, o ancora il più vicino tra i due.

In base al criterio scelto, cambieranno leggermente i risultati e, di conseguenza, anche le previsioni; nel nostro caso, i valori di previsione migliori sono stati riscontrati con una rimozione degli *outliers* senza una loro sostituzione, dunque verrà proposta questa soluzione. In realtà, dato l'ambito in cui si sta operando, questa soluzione rappresenta un buon compromesso, in quanto sostituire uno di questi valori con un valore che segue uno dei criteri proposti, ma che rappresenta comunque un valore fittizio, avrebbe fatto sì che le previsioni si basassero, o peggio ancora riguardassero, valori meteorologici che in realtà non sono mai stati registrati e che, di conseguenza, non appartengono a tale rilevamento. La tecnica di rimozione degli *outliers* permette, nel caso del dataset di dimensioni maggiori (ottenuto tramite interpolazione lineare) di eliminare circa 5mila dati, che vengono così scartati tramite la linea di comando:

```
Arand=rmoutliers(Arand);
```

Allo stesso modo, nella conversione da tabella a matrice, alcuni valori non vengono correttamente convertiti in formato numerico, oppure nella loro importazione vengono erroneamente associati a celle vuote o non in formato numerico. Queste celle sono facilmente distinguibili in quanto vengono indicate con la sigla NaN (Not a Number) e, in quanto tali, vanno rimosse perché non rientrano nel computo dei dati che partecipano alla rete neurale. La loro rimozione può essere effettuata, anche in questo caso, tramite una semplice linea di comando che, come nel caso della rimozione degli *outliers*, permette di eliminare l'intera riga dell'osservazione corrispondente a uno di questi valori mancanti. Per effettuare questa operazione, viene utilizzato il comando:

```
Arand=rmmmissing(Arand);
```

che permette una rimozione completa dei NaN e delle celle vuote.

Va notato che anche in questo caso vi è la possibilità di ovviare alla rimozione di questi dati tramite la loro sostituzione con valori fittizi che seguono determinati criteri; ciò può

avvenire tramite il comando `fillmissing`. Mentre nel caso precedente, però, gli *outliers* non sono stati rimpiazzati, perché la loro rimozione completa ha portato sperimentalmente a risultati più accurati, per quanto riguarda l'operazione di sostituzione dei valori mancanti, essa non è stata effettuata data la scarsità di valori effettivamente scartabili (circa una cinquantina nel database più esteso, a fronte di 53mila osservazioni iniziali). L'impatto di una eventuale sostituzione di questi valori, perciò, sarebbe stato effettivamente irrilevante.

A questo punto, possiamo effettivamente andare a distinguere i *predictors* dai *target* della nostra rete neurale, andando ad identificarli rispettivamente con X e Y: in tal modo, i primi saranno caratterizzati da un numero di righe pari al numero di osservazioni rimaste e un numero di colonne pari a 6, mentre i secondi saranno costituiti dall'ultima colonna della variabile *Arand*, presa per intero e che rappresenta la temperatura al centro del reattore, come illustrato in figura 3.5. Questa operazione viene effettuata tramite il seguente comando:

```
Y=Arand(:,end);
X=Arand(:,1:end-1);
```

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|----|------------|----------|----------|----------|----------|------------|
| | Umiditarel | Temparia | Pressatm | Velvento | Dirvento | Radglobale |
| 1 | 82.5467 | 10.1467 | 965.2133 | 1.5667 | 163.5800 | 357.4400 |
| 2 | 82.5467 | 10.1467 | 965.2133 | 1.5667 | 163.5800 | 357.4400 |
| 3 | 82.1933 | 10.1933 | 965.2267 | 1.5333 | 160.5600 | 362.4800 |
| 4 | 82.1933 | 10.1933 | 965.2267 | 1.5333 | 160.5600 | 362.4800 |
| 5 | 81.8400 | 10.2400 | 965.2400 | 1.5000 | 157.5400 | 367.5200 |
| 6 | 81.8400 | 10.2400 | 965.2400 | 1.5000 | 157.5400 | 367.5200 |
| 7 | 81.4867 | 10.2867 | 965.2533 | 1.4667 | 154.5200 | 372.5600 |
| 8 | 81.4867 | 10.2867 | 965.2533 | 1.4667 | 154.5200 | 372.5600 |
| 9 | 81.1333 | 10.3333 | 965.2667 | 1.4333 | 151.5000 | 377.6000 |
| 10 | 81.1333 | 10.3333 | 965.2667 | 1.4333 | 151.5000 | 377.6000 |

FIGURA 3.6 – MATRICE X DEI PREDICTORS DOPO PRE-PROCESSING

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|----|----------|---|---|---|---|---|
| | Treatt_0 | | | | | |
| 1 | 0.5237 | | | | | |
| 2 | 0.5237 | | | | | |
| 3 | 0.7856 | | | | | |
| 4 | 0.7856 | | | | | |
| 5 | 1.4402 | | | | | |
| 6 | 1.4402 | | | | | |
| 7 | 2.5532 | | | | | |
| 8 | 2.5532 | | | | | |
| 9 | 1.7676 | | | | | |
| 10 | 1.7676 | | | | | |

FIGURA 3.7 – MATRICE Y DEI TARGET DOPO PRE-PROCESSING

3.3 Costruzione della rete neurale

A questo punto, una volta terminato il procedimento di pre-processing, è possibile andare a costruire effettivamente la rete neurale. Viene ricordata, a questo proposito, la distinzione tra le reti neurali in base al tipo di problema, ovvero reti neurali per la classificazione e per la regressione. In sintesi, le prime permettono di ottenere, come risultato del processo di apprendimento, validazione e test, una classe di appartenenza di un certo valore preso. Ad esempio, problemi di classificazione sono quelli che riguardano il riconoscimento della scrittura da una tavoletta grafica, e che, date le caratteristiche di input della penna, cercano di decifrare la lettera e di incasellare il risultato in una delle possibili classificazioni (in questo caso, ogni lettera costituisce una classificazione). Invece, le reti neurali per la regressione permettono di ottenere come risultato un valore numerico, che si basa sulla regressione dei dati osservati e utilizzati in modo che essi coincidano il più possibile con quelli originali. Il problema in esame è di tipo regressivo, in quanto il risultato da ottenere non va confinato all'interno di una classe, ma va esaminato in termini numerici; ciò cambia il tipo di rete da costruire su Matlab e, di conseguenza, il tipo di comando da utilizzare.

Per la costruzione della rete, ci si avvale del comando `fitnet`, che permette la creazione di una rete neurale per la regressione che, appunto, costituisca un fit ottimale sui dati a disposizione per poter effettivamente prevedere il risultato nella maniera più precisa possibile. A tal proposito, almeno in prima battuta, viene utilizzata l'applicazione di Matlab denominata *Neural Net Fitting* e inserita all'interno del *Deep Learning Toolbox*; questo consentirà di avere uno schema in prima battuta, che verrà poi esportato sottoforma di codice in modo da poter modificare i parametri della rete una volta creata.

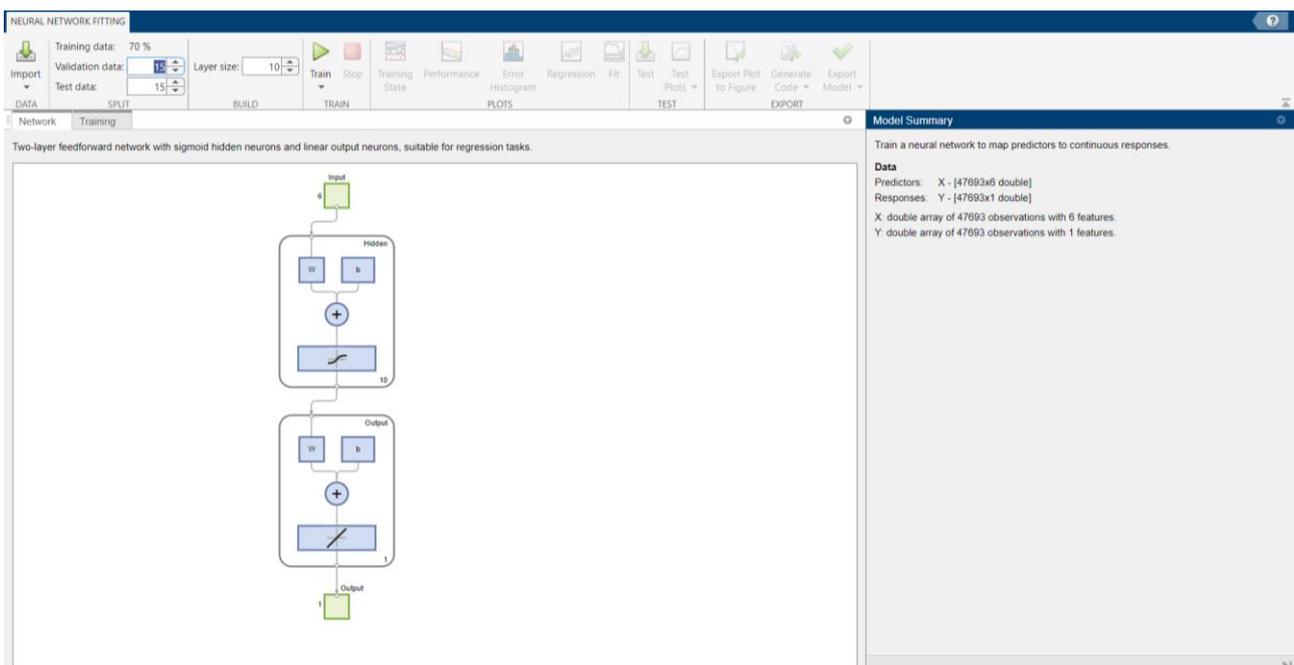


FIGURA 3.8 - NEURAL NET FITTING

Inserendo i valori di *predictors* e di *target* trovati, il tool permette di creare una prima rete neurale di massima, che contiene un solo strato nascosto contrassegnato dall'etichetta *Hidden*. La rete contiene alcuni parametri di default: in particolare, l'unico *hidden layer* presente è costituito di base da 10 neuroni, che collegano l'input e l'output. In alto è poi possibile impostare le percentuali di suddivisione dei dati nelle varie fasi di training, validazione e test, che sono rispettivamente impostate a 70, 15 e 15% di default; oltre a ciò, è possibile scegliere il numero di neuroni che caratterizza l'*hidden layer*. Tramite il comando *train* è possibile allenare la rete secondo la suddivisione proposta, scegliendo tra tre criteri di allenamento forniti nel toolbox:

- Levenberg-Marquardt
- Regolarizzazione di Bayes
- Gradienti coniugati scalati (*Scaled Conjugate Gradient, SCG*)

Di default, Matlab utilizza l'allenamento di Levenberg-Marquardt per la rete. Testando questo primo metodo con il dataset di dimensioni ridotte, si ottengono i seguenti risultati, riassunti in figura 3.9.

| | Observations | MSE | R |
|-------------------|--------------|------------|--------|
| Training | 2380 | 1.7981e+04 | 0.6774 |
| Validation | 510 | 2.0087e+04 | 0.5869 |
| Test | 510 | 2.0452e+04 | 0.6387 |

FIGURA 3.9 – RISULTATI OTTENUTI IN PRIMA ANALISI

Come possiamo vedere dalla figura, il software divide automaticamente i dati in base alle percentuali assegnate precedentemente nelle tre fasi citate, in modo che ciascuna fase abbia un numero di osservazioni pari in percentuale a quello stabilito. Matlab calcola l'errore sul fit della rete rispetto ai dati tramite il parametro MSE (*Mean Square Error*) e il coefficiente di correlazione R, descritti nella sezione 2.5. Possiamo vedere come questi dati contengano al loro interno un errore molto elevato, in quanto il coefficiente di correlazione R è decisamente lontano da 1, specialmente per quanto riguarda le fasi di validazione e di test della rete; inoltre, il valore di errore è molto elevato, in quanto nell'ordine di 10^4 . Il problema di questo dataset ridotto, ottenuto come spiegato mediando i dati originali, è dato dal fatto che l'allenamento con questi dati è pressoché inesistente, in quanto non vi è alcuna convergenza e il processo si arresta subito. Matlab, infatti, stabilisce un numero massimo di *validation check* consecutivi, in modo da prevenire l'overfitting: in pratica, confronta progressivamente i valori ottenuti tramite l'allenamento con quelli della validazione e se l'errore si propaga per sei epoche successive l'allenamento viene arrestato. Il problema si ripete anche tentando di aumentare il numero di neuroni della rete che, come visto, permette teoricamente di poter raggiungere risultati più precisi. Provando ad esempio con 100 neuroni, il problema viene parzialmente risolto, in quanto l'allenamento avviene effettivamente e si arresta per valori minori di errore, come visibile in figura 3.10.

| | Observations | MSE | R |
|------------|--------------|------------|--------|
| Training | 2380 | 6.8848e+03 | 0.8896 |
| Validation | 510 | 1.3508e+04 | 0.7864 |
| Test | 510 | 1.6745e+04 | 0.7147 |

FIGURA 3.10 – RISULTATI OTTENUTI CON 100 NEURONI

Come possiamo vedere, questo metodo permette di raggiungere un risultato migliore nella fase di allenamento, in quanto la correlazione cresce fin quasi alla soglia dello 0,9 e il MSE decresce di un ordine di grandezza circa. Va però sottolineato come, anche aumentando il numero di neuroni a 300, la rete termini l'allenamento con valori di errore ancora molto elevati; dunque, la strada dell'aumento di neuroni per ridurre la discrepanza dai dati fisici non è percorribile e occorre scremare i dati di partenza, in quanto, presumibilmente, vi sono molti dati che costituiscono una sorta di "rumore" e che vanno a disturbare la capacità previsionale della rete. Questo problema si presenta anche con il database esteso, in quanto anche con esso i valori di errore trovati, utilizzando un pari numero di neuroni rispetto a quanto mostrato finora, rimangono alti. Nonostante ciò, si può notare come, a parità di qualsiasi altra condizione, il rapporto di precisione si mantenga pressoché costante nelle tre fasi di training, validazione e test, raggiungendo ottimi valori di R ma restando con valori di MSE molto elevati.

| | Observations | MSE | R |
|------------|--------------|------------|--------|
| Training | 33385 | 5.3948e+03 | 0.9126 |
| Validation | 7154 | 5.8185e+03 | 0.9043 |
| Test | 7154 | 5.9690e+03 | 0.9026 |

FIGURA 3.11 – RISULTATI OTTENUTI CON 100 NEURONI (DATASET ESTESO)

Viene deciso, dunque, di scremare il dataset in maniera da considerare solo dati utili ai fini dell'attività previsionale; in particolare, dati i pochi dati che costituiscono il primo dataset, la scelta del dataset con il quale proseguire la analisi ricade sul secondo, ovvero quello ottenuto a partire dall'interpolazione lineare dei dati meteo. Essendo infatti quest'ultimo molto più esteso, un'eventuale scrematura dei dati fa sì che l'effetto finale non vada ad impattare troppo in termini di dati utilizzabili per poter ottenere un addestramento efficace. Inoltre, essendo le approssimazioni introdotte dai due metodi molto simili tra loro, il cambiamento del dataset a favore di quest'ultimo non comporta perdite in termini di accuratezza dei risultati.

In particolare, per quanto riguarda la riduzione del dataset si sceglie di operare una riduzione in modo da considerare solamente i dati con la maggior correlazione tra la temperatura effettivamente misurata al centro del disco, ovvero la *Treatt_0*, e la radiazione globale misurata dalla stazione meteo e associata tramite la congiunzione delle due tabelle descritta in precedenza. Per fare questo, occorre considerare solamente i dati il cui rapporto di proporzionalità è il più simile possibile a un rapporto di proporzionalità di tipo diretto: vengono per questo motivo raccolti i dati in un grafico, che mostra le due variabili sui rispettivi assi cartesiani, e vengono selezionati esclusivamente i valori più vicini alla bisettrice dello stesso grafico.

Ciò è possibile nonostante le due grandezze siano espresse con unità di misura differenti: infatti, non stiamo cercando una proporzionalità perfetta tra i due dati, ma esclusivamente un criterio per poter escludere i dati che presentano, ad esempio, una radiazione globale bassa a fronte di una temperatura al centro del reattore elevata, e viceversa. Questo ci permette di escludere, quindi, dati che costituiscono una sorta di “rumore” di fondo e che non permettono una convergenza ottimale dei risultati cercati, andando, ad esempio, a tagliare fuori dalla computazione tutti quei dati riferiti a giornate nuvolose, che vanno a fuorviare la computazione del valore cercato.

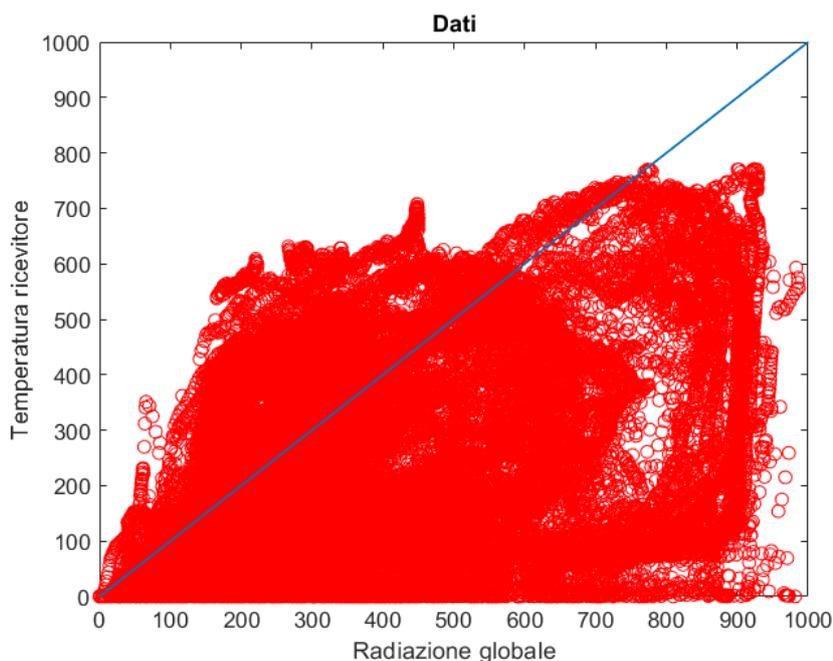


FIGURA 3.12 – TEMPERATURA AL RICEVITORE IN FUNZIONE DELLA RADIAZIONE SOLARE

Come possiamo vedere, la distribuzione dei dati non è uniforme, ma è molto più spostata verso alte radiazioni globali e basse temperature, sintomo di numerose misurazioni in cui il concentratore non ha performato ai suoi massimi livelli. La grande densità di dati in questa regione (la zona in basso a destra in figura 3.12) fa sì che i risultati non siano ottimali, e che i valori ottenuti dalle misurazioni non riescano a produrre una previsione della temperatura soddisfacente. L’obiettivo, dunque, è quello di andare a considerare esclusivamente le osservazioni (in rosso nella figura 3.12) più vicine possibili alla bisettrice (in blu, sempre nella stessa figura). Per ovviare alla diversità dell’unità di misura, siccome siamo solo interessati ad escludere quei dati che presentano un’elevata discrepanza tra la radiazione globale misurata e la temperatura al ricevitore registrata, andiamo a filtrare i dati, in modo che la maggior differenza possibile tra le due variabili, in valore assoluto, sia pari a 200: questo permette di considerare i dati con elevata proporzionalità tra le due variabili, ma senza andare ad escludere dati che presentano una discrepanza ridotta tra radiazione e temperatura, cosa che invece accadrebbe considerando esclusivamente i dati sulla diagonale.

Per realizzare questa selezione di dati, utilizziamo un ciclo for in codice Matlab, che permette, ad ogni iterazione, di salvare in una matrice B esclusivamente le righe di dati che presentano una differenza in valore assoluto tra le due variabili minore di 200. Per tutte le altre righe dei dati originari, invece, il ciclo è programmato per salvare una linea di valori nulli: otterremo, perciò, una serie di righe nulle alternate a righe che ricalcano i dati precedentemente importati. Il codice che permette questa operazione è il seguente:

```
B=zeros(size(Arand,1),size(Arand,2));
for j=1:size(Arand,1)
    if abs(Arand(j,end-1)-Arand(j,end))<200
        B(j,:)=Arand(j,:);
    end
end
```

Le linee sopra descritte permettono di andare a creare dapprima una matrice di zeri di dimensioni pari a quella dei dati, ordinati come precedentemente descritto tramite una disposizione random delle righe di dati (matrice *Arand*), e successivamente di andare ad effettuare la selezione cercata. Il risultato ottenuto è espresso nella figura 3.13; per quanto detto, la matrice *B* avrà le stesse dimensioni della matrice *Arand*, ovvero le dimensioni ottenute tramite il primo *pre-processing* dei dati, con la rimozione dei valori nulli e degli *outliers* dal dataset originale.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|----|---------|---------|----------|--------|----------|----------|----------|
| 4 | 46.5800 | 9.6800 | 993.3600 | 1.6800 | 176.2600 | 267.6800 | 426.3792 |
| 5 | 56.7133 | 8.5467 | 982.6133 | 1.1533 | 175.5867 | 317.7933 | 153.1246 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 63.2333 | 7.2000 | 992.8333 | 1.7333 | 184.7000 | 268.1667 | 354.4322 |
| 8 | 59.4867 | 7.9933 | 995.2200 | 1.4133 | 206.2933 | 202.6467 | 245.9552 |
| 9 | 49.7400 | 16.6067 | 980.6533 | 1.2067 | 172.5067 | 276.3067 | 93.3543 |
| 10 | 59.9000 | 5.3333 | 993 | 1.2000 | 4.8667 | 265.4000 | 145.0069 |
| 11 | 39.3400 | 9.1800 | 994.5400 | 1.2000 | 186.6000 | 118.4000 | 119.2133 |
| 12 | 31.7467 | 22.7067 | 968.8533 | 2.4333 | 198.5267 | 386.5467 | 430 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 16 | 47.7267 | 7.9200 | 981.9933 | 1.0733 | 208.5000 | 85.4867 | 84.5164 |
| 17 | 60.8200 | 6.7600 | 994.6000 | 1.3800 | 171.3000 | 310.1200 | 306.8385 |

FIGURA 3.13 – MATRICE B RISULTANTE DALLA SCREMATURA PROPOSTA

Come si può vedere, la riduzione dei dati ha fatto sì che siano sopravvissuti esclusivamente i dati più vicini alla bisettrice del grafico proposto in precedenza, ovvero quei dati con una proporzionalità maggiore tra la radiazione globale e la temperatura registrata al centro del ricevitore. Per eliminare le righe nulle ottenute dall'operazione, che andrebbero esclusivamente a peggiorare i risultati ottenuti influenzando i parametri della rete, procediamo tramite la seguente linea di codice:

```
B=unique(B, "rows");
```

che permette di eliminare tutte le righe contenenti dopponi in una matrice: in questo caso, perciò, verranno eliminate tutte le righe nulle della matrice eccetto una, che non avrà più dopponi. Possiamo procedere in una fase successiva alla sua rimozione, accedendo alla singola variabile dal workspace.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|----|--------|---------|----------|--------|---------|----------|----------|
| 1 | 3.4000 | 12.7667 | 980.3000 | 1.7000 | 91.3333 | 406.9667 | 239.0159 |
| 2 | 3.4200 | 12.7133 | 980.2800 | 1.7200 | 92.8867 | 409.9533 | 271.9452 |
| 3 | 3.4400 | 12.6600 | 980.2600 | 1.7400 | 94.4400 | 412.9400 | 287.9843 |
| 4 | 3.4600 | 12.6067 | 980.2400 | 1.7600 | 95.9933 | 415.9267 | 300.8156 |
| 5 | 3.4800 | 12.5533 | 980.2200 | 1.7800 | 97.5467 | 418.9133 | 313.9742 |
| 6 | 3.5000 | 12.5000 | 980.2000 | 1.8000 | 99.1000 | 421.9000 | 320.1935 |
| 7 | 3.5133 | 12.5067 | 980.2067 | 1.8067 | 95.6533 | 424.5200 | 322.6812 |
| 8 | 3.5267 | 12.5133 | 980.2133 | 1.8133 | 92.2067 | 427.1400 | 324.1869 |
| 9 | 3.5400 | 12.5200 | 980.2200 | 1.8200 | 88.7600 | 429.7600 | 325.1689 |
| 10 | 3.5533 | 12.5267 | 980.2267 | 1.8267 | 85.3133 | 432.3800 | 324.3178 |
| 11 | 3.5667 | 12.5333 | 980.2333 | 1.8333 | 81.8667 | 435 | 323.3358 |
| 12 | 3.5800 | 12.5400 | 980.2400 | 1.8400 | 78.4200 | 437.6200 | 324.0560 |

FIGURA 3.14 - MATRICE B DOPO L'ELIMINAZIONE DELLE RIGHE NULLE

La rimozione delle righe nulle e, prima ancora, dei valori lontani dalla proporzionalità diretta fa sì che le dimensioni della matrice dei dati passino da 47693 a 26284 osservazioni, che rimangono più che sufficienti per costruire una rete neurale efficiente. Il risultato della scrematura è visibile in figura 3.15.

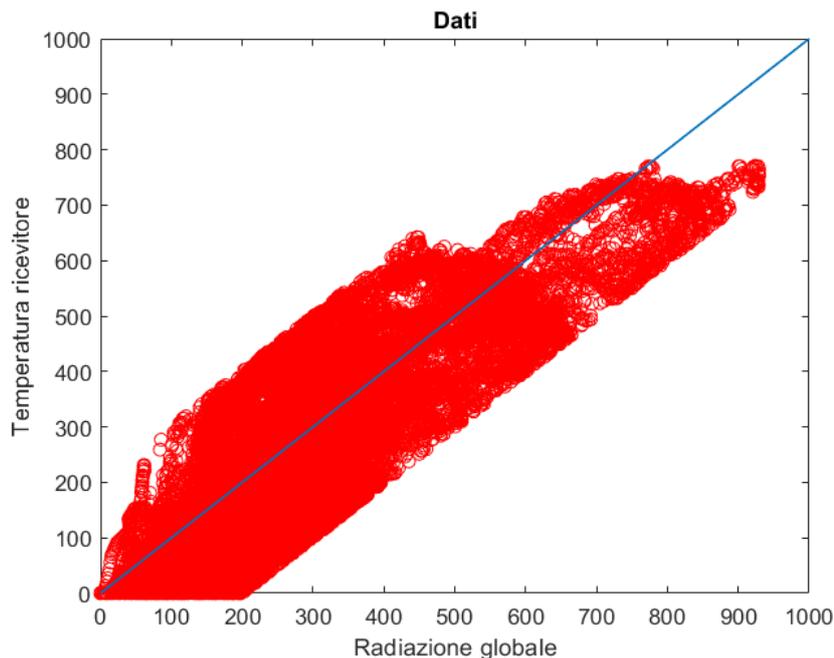


FIGURA 3.15 - TEMPERATURA IN FUNZIONE DELLA RADIAZIONE, DATI SCREMATI

Avendo apportato modifiche alla matrice dei dati, dai quali sono stati definiti precedentemente la matrice dei *predictors* e la colonna dei *target*, ecco che ora anche questi valori vanno aggiornati, seguendo il procedimento proposto tramite questa scrematura dei dati. Per effettuare velocemente l'operazione di attribuzione dei nuovi valori, basta assegnare l'ultima colonna della nuova tabella B ai valori di *target*, mentre

le restanti colonne vengono assegnate alla matrice dei *predictors*. Chiamandoli rispettivamente Y e X, possiamo definirli come segue:

```
Y=B(:,end);
X=B(:,1:end-1).
```

A questo punto, possiamo procedere con l'analisi e la costruzione della rete sulla base dei risultati ottenuti. Sono state effettuate numerose prove, di cui vengono riassunti i passaggi salienti negli esempi seguenti, fino ad arrivare alla configurazione vera e propria della rete ottenuta.

Partendo dall'applicazione *Neural Net Fitting*, infatti, possiamo importare i nuovi dati X e Y, facendo attenzione a selezionare i dati in modo che vengano letti per righe. Ciò permette di avere circa 26mila osservazioni, ciascuna costituita da 6 *predictors* e 1 *target*. Effettuando una prima prova nelle stesse condizioni dei dati precedenti, ovvero con 10 neuroni nello strato nascosto, si ottengono i seguenti risultati, illustrati nella figura 3.16. Viene utilizzato, come nei casi proposti in precedenza, il metodo di allenamento di Levenberg-Marquardt, che in Matlab è l'algoritmo di default.

| | Observations | MSE | R |
|------------|--------------|------------|--------|
| Training | 18398 | 5.8243e+03 | 0.9033 |
| Validation | 3943 | 5.6320e+03 | 0.9085 |
| Test | 3943 | 5.7090e+03 | 0.9048 |

FIGURA 3.16 – RISULTATI CON I DATI SCREMATI E 10 NEURONI

Sebbene il coefficiente di correlazione R resti comunque simile a quello ottenuto nell'ultima simulazione, effettuata utilizzando il set di dati esteso e senza sottoporlo a scrematura, il MSE è migliorato ovunque, sintomo di un effetto benefico ai fini della riduzione dell'errore nell'operazione di pulizia dei dati dal rumore, che permette di ottenere risultati comparabili a quelli di una rete con 100 neuroni senza aver scremato i dati (figura 3.11). Viene effettuato, a questo punto, un tentativo con 100 neuroni anche in questo caso, puramente a scopo informativo. Viene perciò aggiornato il numero di neuroni nello strato nascosto tramite la compilazione dell'apposito campo nella barra superiore, e il risultato ottenuto viene riassunto in figura 3.17.

| | Observations | MSE | R |
|------------|--------------|------------|--------|
| Training | 18398 | 1.3944e+03 | 0.9778 |
| Validation | 3943 | 1.7813e+03 | 0.9720 |
| Test | 3943 | 1.7551e+03 | 0.9716 |

FIGURA 3.17 – RISULTATI CON I DATI SCREMATI E 100 NEURONI

Come possiamo notare, i risultati sono nettamente migliorati, e rispetto al caso parallelo con 100 neuroni, il dataset "pulito" ha permesso di ottenere dei valori di R molto elevati e vicini all'ottimale, mentre il MSE si è ridotto di un ordine di grandezza, restando nell'ordine

delle migliaia per tutte e tre le fasi del processo. In particolare, l'applicazione permette, ad allenamento terminato di analizzare diversi grafici utili a meglio comprendere il processo di allenamento e l'errore ottenuto nelle varie fasi. Tra questi, evidenziamo prima di tutto il grafico chiamato *Performance*, che permette di analizzare il progredire delle epoche e, in funzione di questa progressione, come varia l'errore ottenuto, valutato sempre con il criterio del MSE. La curva viene tracciata progressivamente per le fasi di training, validazione e test, e viene proposta in figura 3.18 per l'ultimo caso analizzato (figura 3.17).

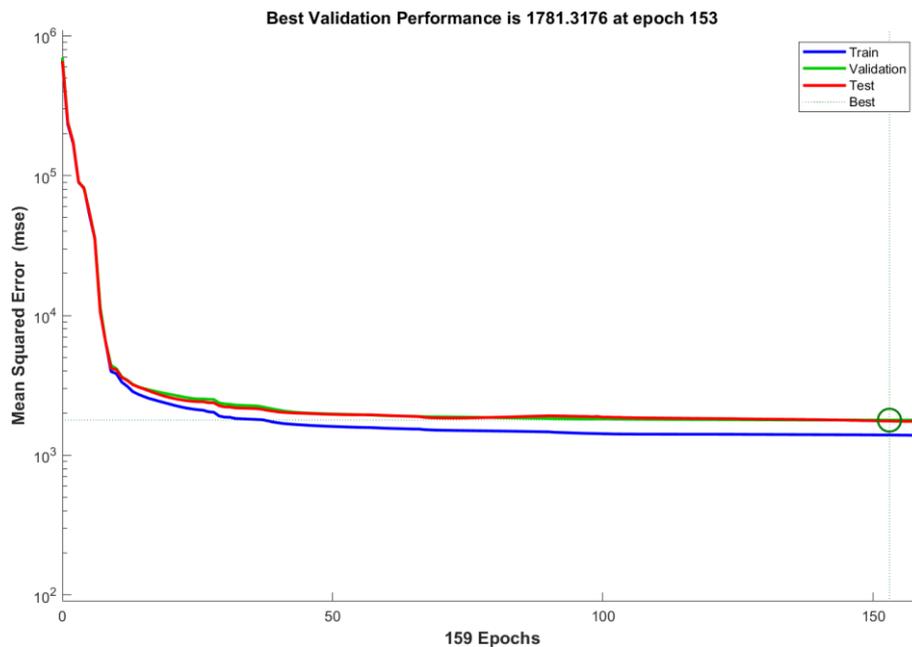


FIGURA 3.18 – PERFORMANCE OTTENUTE CON 100 NEURONI NASCOSTI NEL DATABASE SCREMATO

Come possiamo notare, la convergenza si ha per valori intorno a 10^3 , come abbiamo dedotto dai risultati delle analisi. Ciò che salta all'occhio è il leggero *overfitting*: come detto, Matlab introduce un *validation check*, ossia un controllo per ciascuna epoca sulla differenza ottenuta tra le performance analizzate per la fase di training e per le fasi di validazione e di test, e ne impone il valore pari a 6. Probabilmente, nel corso dell'allenamento, il software ha avuto qualche discrepanza tra la fase di training e la fase di validazione, ma sempre contenuta all'interno delle sei discrepanze successive, e questo ha man mano fatto allontanare la curva dell'allenamento da quella propria delle fasi successive, che sono pressoché sovrapponibili. Quello appena descritto è stato un comportamento riscontrato molte volte con questo tipo di algoritmo per l'allenamento: il metodo di Levenberg-Marquardt permette infatti di avere una ottima riduzione delle performance nelle prime epoche, salvo poi appiattirsi man mano che il processo avanza e generare una discrepanza più o meno elevata tra i vari processi. Inoltre, i tempi di simulazione di questo algoritmo si sono rivelati non sempre rapidi, specialmente in numerose prove eseguite anche con più di un *hidden layer*. Per questo motivo, come vedremo, l'algoritmo di allenamento utilizzato è stato un altro. Come si può vedere, però, i valori trovati per la regressione sono molto buoni, sintomo della buona direzione intrapresa.

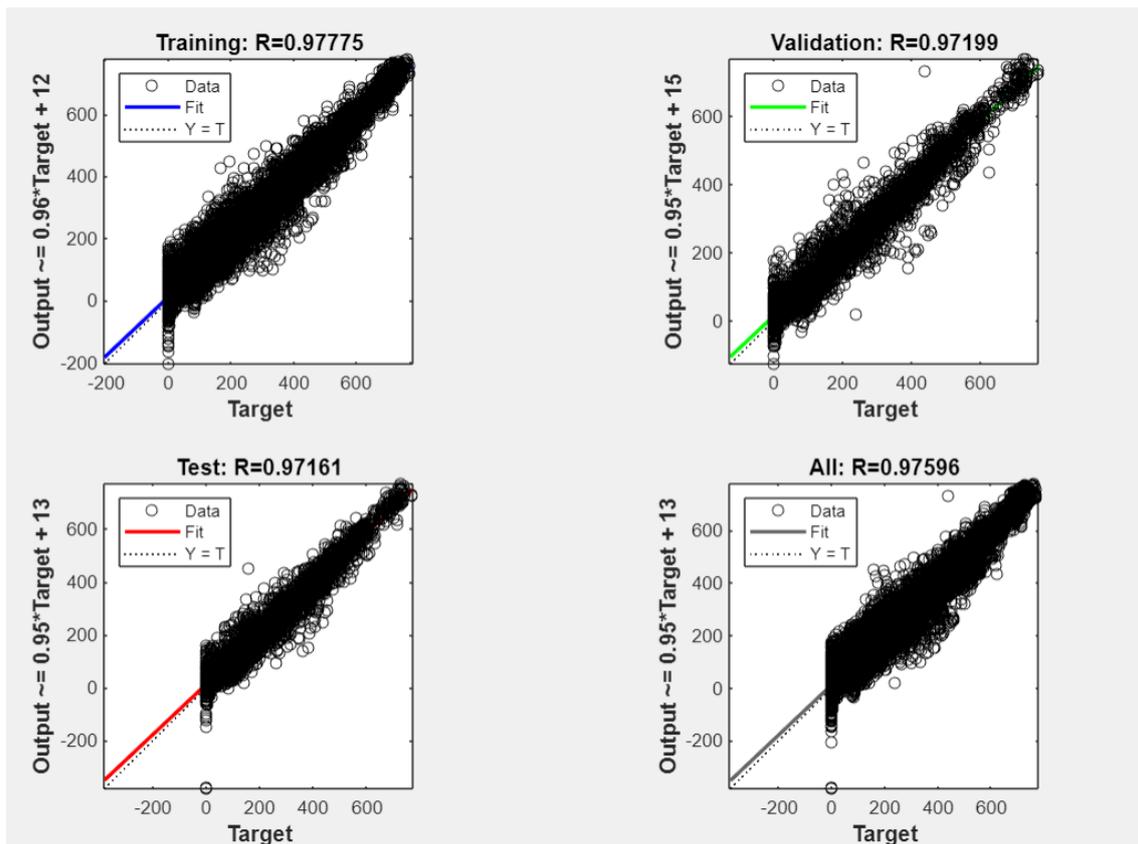


FIGURA 3.19 – VALORI DI REGRESSIONE PER IL CASO PROPOSTO

Esistono numerose possibilità grazie alle quali è possibile sfruttare tutte le potenzialità delle reti neurali in ambiente Matlab: l'applicazione, infatti, nasce come strumento di base per poter inquadrare una prima stima di massima, ma permette di esportare il codice in formato testuale, in modo da poter apportare modifiche alla configurazione della rete (ad esempio aggiungendo più *hidden layers*) e agli iperparametri che la definiscono (*learning rate*, numero di epoche e così via. La modifica di questi parametri ha un effetto importante ai fini del risultato finale: infatti, un *learning rate* troppo elevato fa sì che l'apprendimento della rete non sia sufficiente, sebbene la convergenza impieghi un tempo macchina più ridotto rispetto agli altri casi [40], mentre un *learning rate* più piccolo può talvolta favorire la convergenza a risultati migliori ed errori più piccoli, in quanto permette di evitare, nonostante tempi computazionali maggiori, che la funzione di apprendimento venga intrappolata in qualche minimo locale, senza convergere verso lo zero [51]. Per quanto riguarda il numero di neuroni, invece, avere più neuroni facilita la convergenza verso l'errore nullo, ma allo stesso tempo espone la rete a rischi di *overfitting*, in quanto la rete stessa può risultare molto addestrata ad operare sui dati di allenamento, ma rivelarsi inefficace nel momento in cui viene sottoposta a dati mai visti in precedenza. Per tutte le modifiche di cui sopra, viene dunque esportato il codice sottoforma di *comprehensive training script*, ovvero un codice molto dettagliato che permette di accedere ai vari iperparametri della rete.

Analizzando il codice generato in automatico, la prima operazione effettuata dalla macchina è quella di trasportare le matrici X e Y create in precedenza, da dare in pasto alla funzione di creazione della rete vera e propria:

```
x = X';
t = Y';
```

Il comando tramite il quale la rete viene generata in ambiente Matlab è il comando `fitnet`, che permette di creare una rete neurale che aderisca in maniera ottimale ai dati proposti e che viene utilizzata per l'addestramento e il riconoscimento dei dati sulla base di quelli forniti, tipicamente per problemi di regressione. In particolare, il comando utilizzato è il seguente:

```
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
```

La funzione `fitnet` permette di generare la rete per la regressione sulla base di due input, ovvero la dimensione dello strato di *hidden layers* e la funzione di allenamento, tramite la quale il meccanismo per l'addestramento e la validazione della rete vengono effettuate. Per quanto riguarda la dimensione degli strati nascosti, è possibile impostare un numero di neuroni definito e procedere tramite meccanismo di *trial-and-error*; è anche possibile aumentare il numero di strati nascosti utilizzando il comando:

```
hiddenLayerSize=[10,10];
```

che crea, ad esempio, due layer nascosti successivi e frapposti tra input e output. Per quanto riguarda gli allenamenti possibili, invece, essi vengono assegnati alla funzione tramite l'argomento in input `trainFcn`, e permettono di addestrare la rete seguendo diversi criteri. Vengono riassunti in tabella gli allenamenti possibili per la funzione selezionata.

| Funzione | Allenamento corrispondente |
|-----------------|-----------------------------------------|
| trainlm | Levenberg-Marquardt |
| trainbr | Bayes regularization |
| trainbfg | BFGS Quasi-Newton |
| trainrp | Resilient Backpropagation |
| trainscg | Scaled Conjugate Gradient |
| traincgb | Conjugate gradient with Powell restarts |
| traincgf | Fletcher-Powell conjugate gradient |
| traincgp | Polak-Ribière conjugate gradient |
| trainoss | One Step Secant |
| traingdx | Variable Learning Rate gradient descent |
| traingdm | Gradient descent with momentum |
| traingd | Gradient descent |

TABELLA 3.2 - ALGORITMI DI ALLENAMENTO PER LA FUNZIONE FITNET

Di questi, ne sono stati provati molti, seguendo dunque l'approccio *trial-and-error*, ed analizzando i risultati ottenuti è stato deciso dapprima di escludere l'algoritmo di Levenberg-Marquardt (per i motivi prima elencati), e successivamente di perseguire con gli algoritmi che presentavano i risultati migliori tra quelli proposti. In particolare, l'algoritmo di *resilient backpropagation*, unitamente a quello di *scaled conjugate gradient* sono quelli che hanno presentato i risultati migliori, sia in termini di performance, dunque di MSE più vicini possibile allo zero, sia in termini di convergenza delle fasi di validazione e di test rispetto a quella dell'allenamento, cercando, perciò, solamente risultati che mostrassero performance simili per tutte e tre le fasi del processo.

Analizzando ulteriormente il codice, è possibile modificare la divisione dei dati nelle tre fasi di allenamento, validazione e di test sia come valore percentuale che come tipo di divisione. Occorre, sostanzialmente, evitare che i dati siano forniti alla rete in maniera ordinata, in quanto, in questo caso, la rete provvederebbe alla suddivisione in tre blocchi netti dei dati in maniera successiva, facendo in modo, dunque, che nella fase di test siano presenti valori elevati di temperatura, molto diversi da quelli affrontati dalla rete nella fase di allenamento. Per evitare ciò, i dati vengono distribuiti in maniera randomica nei tre sottogruppi tramite la voce:

```
net.divideFcn = 'dividerand';
```

e la successiva attribuzione alle varie fasi. La rete viene poi allenata tramite il comando

```
[net,tr] = train(net,x,t);
```

che permette di addestrare la rete dando in input i valori di *predictors* e di *target* trasposti. In ultima battuta, la rete viene testata tramite il comando

```
y = net(x);
```

che permette di ottenere i valori di previsione propri della rete, effettuati sulla base dell'allenamento precedente. I valori di *y* ottenuti vengono poi confrontati con la colonna dei target, in modo da andare ad analizzare le performance secondo il criterio stabilito precedentemente (in questo caso MSE). Il calcolo dell'errore e il successivo computo delle performance della rete viene effettuato tramite le seguenti linee di codice:

```
e = gsubtract(t,y);  
performance = perform(net,t,y)
```

e viene mostrato a schermo per le tre successive fasi, in cui si cerca di mantenerlo il più possibile vicino allo zero.

Dopo aver analizzato il codice, si procede alla creazione della rete vera e propria. Innanzitutto, viene proposto il primo dei due algoritmi, ovvero quello di *resilient backpropagation*. In particolare, il procedimento adottato è stato quello di aumentare man mano il numero di neuroni mantenendo comunque un solo strato nascosto e, una volta raggiunto un numero elevato di neuroni, di vedere come influissero variazioni nel

learning rate, che per questo algoritmo è imposto pari a 0.01 per default. Il risultato ottenuto con 10 neuroni viene illustrato nella figura 3.20.

| Unit | Initial Value | Stopped Value | Target Value |
|-------------------|---------------|---------------|--------------|
| Epoch | 0 | 514 | 5000 |
| Elapsed Time | - | 00:00:18 | - |
| Performance | 8.04e+04 | 7.42e+03 | 0 |
| Gradient | 4.03e+05 | 2.13e+03 | 1e-05 |
| Validation Checks | 0 | 20 | 20 |

FIGURA 3.20 – RISULTATI CON TRAINRP E 10 NEURONI

Il procedimento viene ripetuto, in sequenza, aumentando progressivamente il numero di neuroni: vengono proposti, in questo caso, i risultati ottenuti con 100 neuroni. Viene fatto notare come, in questo caso, il numero di epoche sia stato alzato a 5000 e il numero di *validation checks* sia stato portato da 6 a 20: questo perché con i valori originali il processo veniva arrestato in maniera prematura, andando ad escludere tutta una serie di risultati ottenibili. In questo caso, il numero di check non influisce sull'*overfitting*, in quanto le curve ottenute da questo algoritmo presentano una buona convergenza per tutte le fasi del processo.

| Unit | Initial Value | Stopped Value | Target Value |
|-------------------|---------------|---------------|--------------|
| Epoch | 0 | 1457 | 5000 |
| Elapsed Time | - | 00:04:27 | - |
| Performance | 2.2e+06 | 5.22e+03 | 0 |
| Gradient | 3.36e+06 | 725 | 1e-05 |
| Validation Checks | 0 | 20 | 20 |

FIGURA 3.21 – RISULTATI CON TRAINRP E 100 NEURONI

La figura 3.21 mostra un miglioramento di performance, che si conferma consistente anche per il caso con 300 neuroni.

| Unit | Initial Value | Stopped Value | Target Value |
|-------------------|---------------|---------------|--------------|
| Epoch | 0 | 3429 | 5000 |
| Elapsed Time | - | 00:18:27 | - |
| Performance | 1.28e+07 | 3.43e+03 | 0 |
| Gradient | 3.7e+07 | 687 | 1e-05 |
| Validation Checks | 0 | 20 | 20 |

FIGURA 3.22 – RISULTATI CON TRAINRP E 300 NEURONI

È stato poi analizzato il ruolo svolto dal learning rate. Essendo esso di default pari a 0.01, si è analizzato l'impatto che può avere una riduzione di questo valore: per fare ciò, il learning rate è stato portato a 10^{-5} , ma si è notata una differenza ridotta in termini di

miglioramento delle performance. A questo punto, data la situazione, si è deciso di operare tramite una riduzione ulteriore dei dati, seguendo il seguente ragionamento. La misura delle performance viene effettuata tramite il Mean Square Error MSE, ovvero l'errore quadratico medio tra i valori osservati t (*target*) e i valori stimati y . Statisticamente, si dimostra che questo valore corrisponde numericamente alla varianza dei dati, ovvero, preso un valore come valore centrale, si calcola la differenza tra questo valore e ciascun valore delle temperature del ricevitore, si fa il quadrato di questa differenza e si calcola la media tra le varie differenze. Compreso questo punto e analizzati i dati, viene osservato come, per alcuni dati di temperatura del reattore prossimi allo zero, vi sia un valore numerico espresso sottoforma di potenza con esponente fortemente negativo; in poche parole, alcuni dati prossimi allo zero presentano una temperatura registrata dell'ordine di $10^{-4}/10^{-5}$, a fronte di temperature massime del dataset pari a quasi 800 °C. si può capire da ciò come vi sia un'elevata variabilità di questi dati, che possono spaziare attraverso un elevato numero di ordini di grandezza. Per questo motivo, dunque, non vengono eliminati valori secondo il criterio precedentemente descritto, in quanto non vi è necessità di ridurre il range, ma viene esclusivamente ristretto il campo di dati disponibili, ordinando le righe della matrice B in ordine ascendente ed eliminando i dati con una temperatura $Treatt_0$ minore di 10 °C. Ciò permette da un lato di ridurre il valore del MSE, migliorando la corrispondenza tra i valori predetti e i valori effettivamente registrati, e dall'altro permette di scremare il dataset da dati la cui effettiva utilità non è così elevata, in quanto, per temperature al ricevitore pari o inferiori a 10 °C l'effetto di concentrazione dei raggi solari è praticamente nullo o comunque trascurabile.

Tramite questa operazione, il numero di osservazioni passa a 25047 righe. Vengono perciò ricalcolate le matrici X e Y e viene ripetuto il procedimento; il risultato ottenuto tramite algoritmo di allenamento *resilient backpropagation* e learning rate di default, con 300 neuroni è molto migliore rispetto a quanto trovato finora, in quanto la performance arriva per la prima volta sotto a 100, attestandosi, in termini di MSE, a circa 20. Il problema che si manifesta a questo punto con questo tipo di allenamento viene riassunto nella figura seguente: in sostanza, il grafico di performance arriva a essere molto incline all'*overfitting* in queste configurazioni con numerosi neuroni, mentre lavora molto meglio in termini di sovrapposizioni tra le curve per numeri di neuroni molto inferiori pur rimanendo, come detto in precedenza, su valori elevati di errore. L'esempio proposto, in particolare, riguarda una prova effettuata con tre *hidden layers* da 100 neuroni ciascuno: analizzando il risultato, è stato deciso di concentrarsi su soluzioni a un solo strato nascosto di neuroni e con un altro tipo di algoritmo per l'apprendimento.

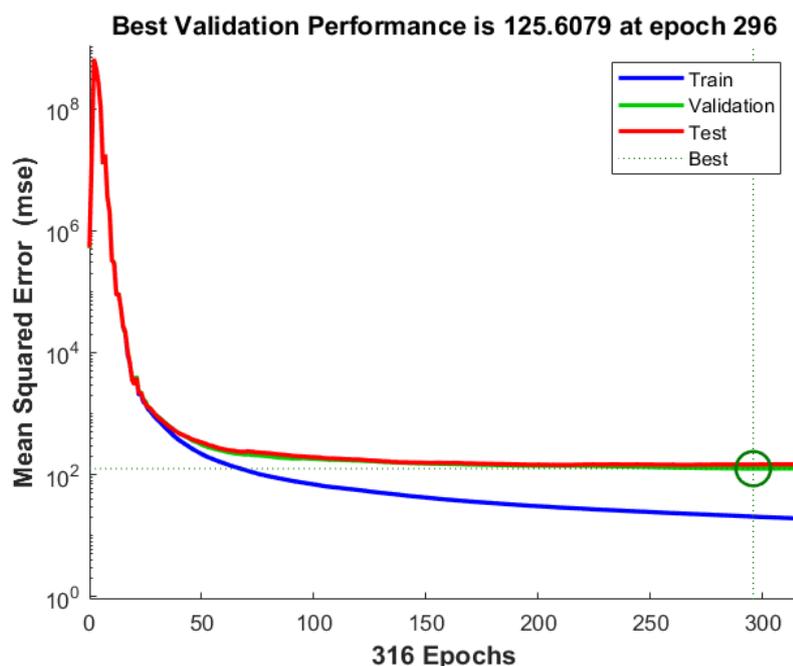


FIGURA 3.23 – ESEMPIO DI ALLENAMENTO CON RP E TRE HIDDEN LAYERS DA 100 NEURONI CIASCUNO

Per questo motivo, viene sperimentato il secondo degli algoritmi proposti, ovvero il cosiddetto *Squared Conjugate Gradient (SCG)*. A parità di condizioni, dunque con learning rate pari a 0.01 e con 300 neuroni, questo algoritmo di allenamento si è dimostrato estremamente performante al dataset filtrato proposto, andando a raggiungere valori di performance molto vicini a quanto desiderato. Viene in seguito allegato il risultato ottenuto con questo algoritmo nel caso considerato in precedenza, ossia con un unico strato nascosto da 300 neuroni e learning rate pari a 0.01.

| Unit | Initial Value | Stopped Value | Target Value |
|-------------------|---------------|---------------|--------------|
| Epoch | 0 | 1935 | 5000 |
| Elapsed Time | - | 00:11:08 | - |
| Performance | 1.55e+07 | 1.03 | 0 |
| Gradient | 1.76e+07 | 50.8 | 1e-06 |
| Validation Checks | 0 | 20 | 20 |

FIGURA 3.24 – RISULTATI OTTENUTI CON ALLENAMENTO SCG E 300 NEURONI

Il risultato ottenuto è molto soddisfacente, in quanto il valore delle performance arriva ad essere molto prossimo a zero e, di conseguenza, ad appiattire completamente il valore del Mean Square Error. In particolare, l'aver innalzato i *validation check* a 20 ha fatto sì che l'allenamento potesse essere portato a termine anche in casi di check superiori a 6, ossia il valore di default; nonostante ciò, pochi sono stati i casi in cui la soglia è stata superata e anzi, il suo innalzamento ha fatto sì che potesse essere portato a termine un allenamento dai risultati soddisfacenti, in quanto, come visibile in seguito in figura 3.26, tutte le curve di training e di test sono pressoché sovrapponibili, e l'unica

differenza è con la curva di validazione, per cui comunque l'escursione dalle altre due è molto ridotta (circa 1.5 di MSE di differenza).

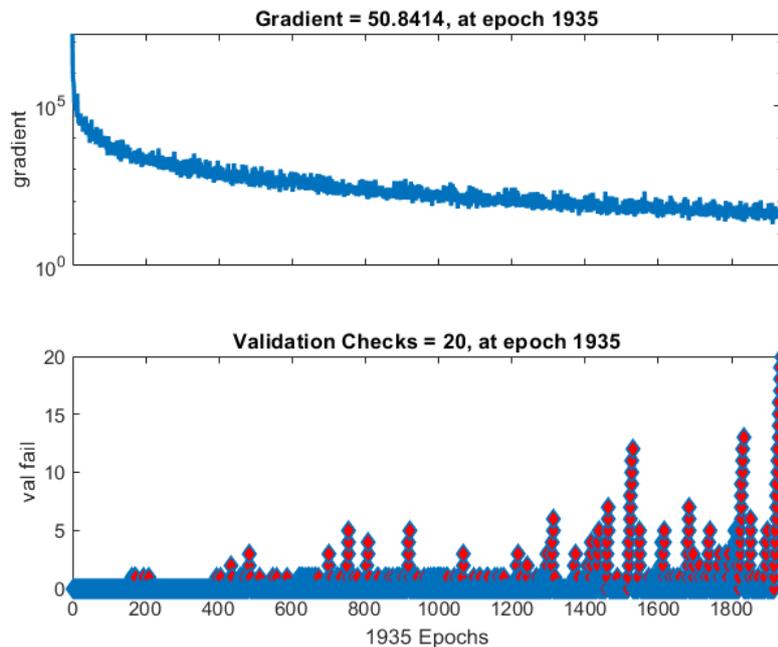


FIGURA 3.25 – RIASSUNTO DEL TRAINING E DEI VALIDATION CHECK PER IL CASO IN ESAME

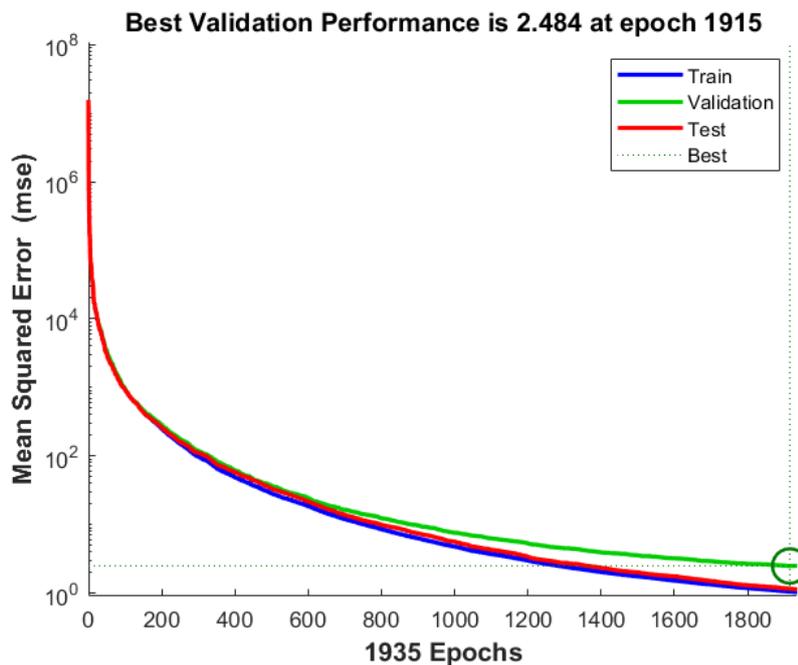


FIGURA 3.26 – PERFORMANCE PER IL CASO IN ESAME

La figura 3.25 mostra, in basso, come effettivamente il *validation check* sia risultato utile ai fini del risultato e che, se fosse stato lasciato pari a 6, avrebbe comportato un arresto del processo a circa 800 epoche, con una conseguente performance molto scarsa. È inoltre possibile vedere l'oscillazione del valore del gradiente tipica del processo di

addestramento della rete, con una curva tendente verso il basso ma non in maniera monotona.

I risultati trovati costituiscono dunque un ottimo punto di arrivo, testimoniato anche dai valori trovati per il coefficiente di correlazione R che, come visibile in figura 3.27, sono molto prossimi a 1.

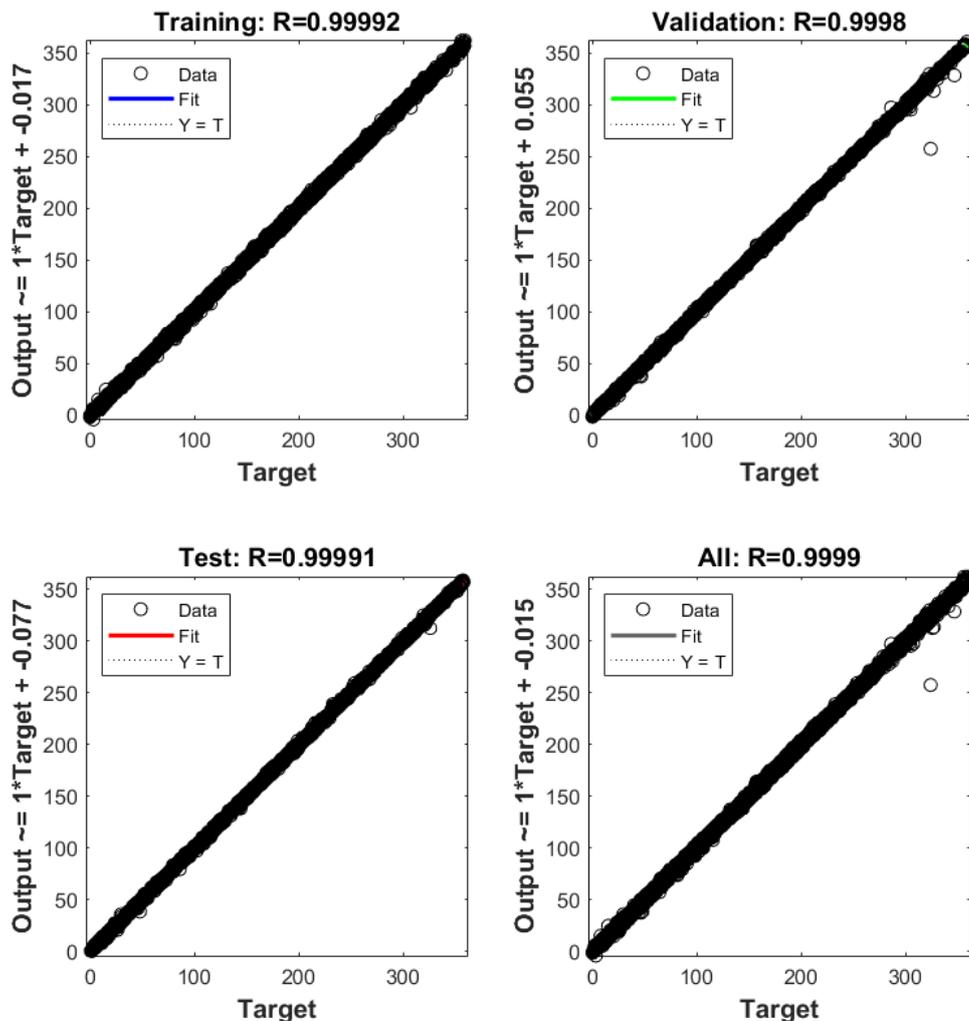


FIGURA 3.27 - VALORI DI REGRESSIONE PER IL CASO IN ESAME

Matlab dà, inoltre, la possibilità di poter estrapolare un istogramma che riassume, per le varie fasi di allenamento, come avvenga la distribuzione dell'errore quadratico medio rispetto a un valore centrale. Tipicamente, la distribuzione avviene secondo una curva a campana, ricalcando l'andamento tipico di una distribuzione gaussiana; in questo caso, gli errori trovati sono talmente ridotti rispetto ai valori target che vi è un consistente addensamento di questi nei dintorni del valore centrale, per poi rimanere nulli per tutti gli altri intervalli. Il risultato è ben visibile in figura 3.28.

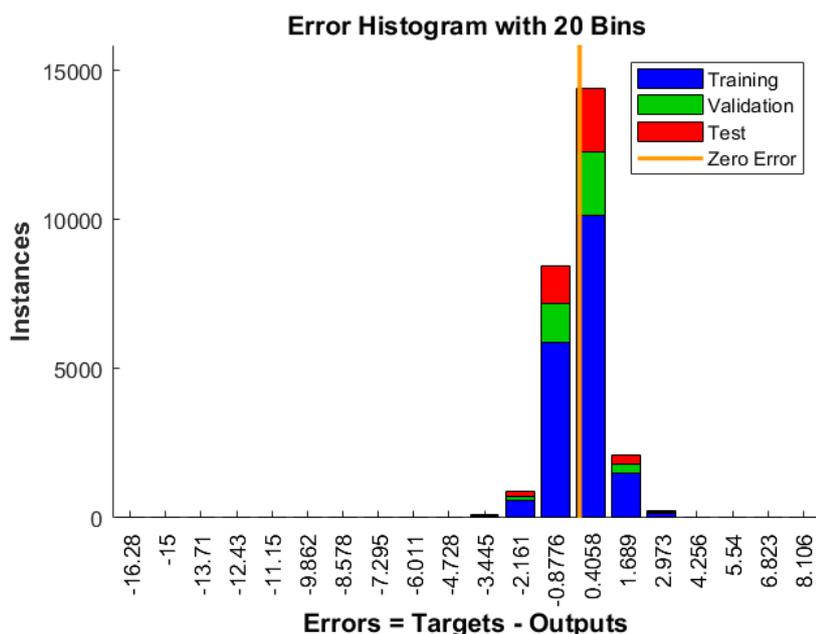


FIGURA 3.28 – ISTOGRAMMA DEGLI ERRORI OTTENUTI PER QUESTA CONFIGURAZIONE

Come possiamo vedere, la distribuzione dell'errore è molto ridotta in termini di ampiezza dell'errore e la sua distribuzione ricalca lo stesso andamento per le fasi di training, validazione e test.

Viene, in ultima istanza, effettuato un tentativo sulla configurazione appena trovata, provando a vedere quale possa essere l'effetto sui risultati andando a diminuire il valore di learning rate a 10^{-5} . Vengono qui di seguito allegati i risultati, che mostrano un leggero miglioramento delle performance, andandosi ad attestare, per tutte le fasi del processo di addestramento della rete, al di sotto di 1.

| Unit | Initial Value | Stopped Value | Target Value |
|-------------------|---------------|---------------|--------------|
| Epoch | 0 | 2455 | 5000 |
| Elapsed Time | - | 00:23:07 | - |
| Performance | 4.5e+06 | 0.777 | 0 |
| Gradient | 8.88e+06 | 5.07 | 1e-06 |
| Validation Checks | 0 | 20 | 20 |

FIGURA 3.29 – RISULTATI OTTENUTI CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$

Il grafico delle performance mostra, in questo caso, un'ottima corrispondenza tra tutte e tre le curve; ciò è deducibile dal fatto che l'errore riscontrato in questo caso è pressoché comparabile per le tre fasi e si attesta al di sotto di 1 in tutti e tre i casi.

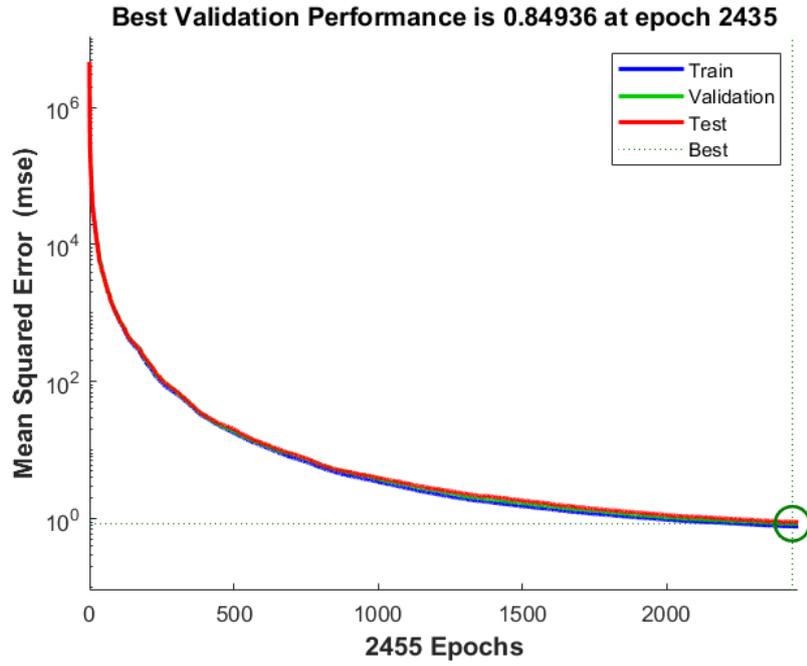


FIGURA 3.30 – PERFORMANCE CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$

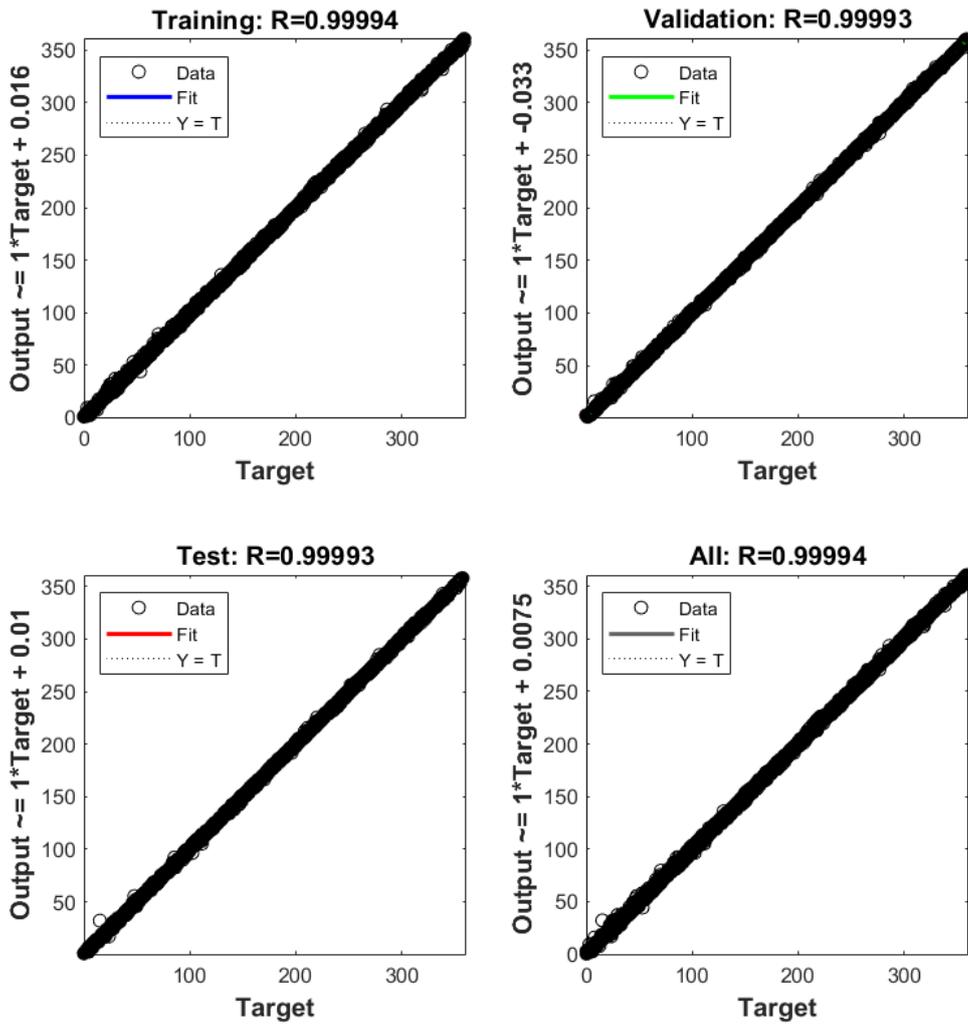


FIGURA 3.31 – REGRESSIONE CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$

Come è possibile vedere dalla figura 3.31, la regressione trovata in questo caso è praticamente ottimale, in quanto i dati si distribuiscono sulla bisettrice del grafico in ciascuna delle fasi, andando ad evidenziare un'ottima corrispondenza tra i *target* (asse orizzontale) e i valori previsti dalla rete (asse verticale). Viene allegata inoltre la distribuzione dell'errore per quest'ultima configurazione.

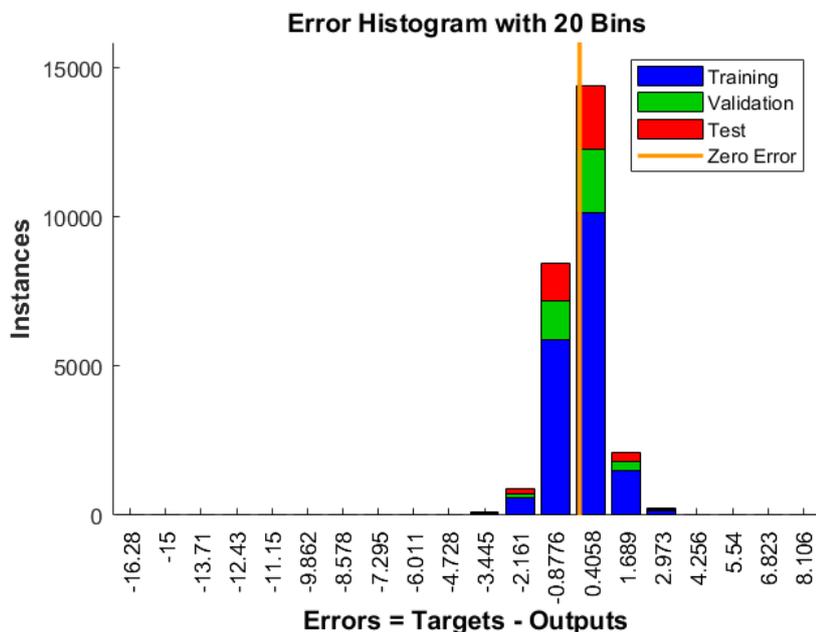


FIGURA 3.32 - ISTOGRAMMA CON STESSA CONFIGURAZIONE E $LR=10^{-5}$

Possiamo dire, dunque, di aver trovato i parametri che definiscono la rete neurale sotto queste ipotesi, ovvero considerando dati con una proporzionalità maggiore tra la radiazione globale e la temperatura e escludendo dal computo i dati che presentavano una temperatura misurata al reattore, ovvero al centro del disco e in prossimità del ricevitore, inferiore a 10° C. Vengono dunque riassunti in tabella i principali parametri utilizzati per la creazione della rete.

| Parametro | Valore |
|------------------------------------|---------------------------|
| Tipo di rete | Fitnet (rete regressiva) |
| Numero di hidden layers | 1 |
| Numero di neuroni | 300 |
| Learning rate | 10^{-5} |
| Funzione di allenamento | Scaled Conjugate Gradient |
| Numero massimo di epoche | 5000 |
| Numero di validation checks | 20 |
| % dati training | 70% |
| % dati validazione | 15% |
| % dati test | 15% |

TABELLA 3.3 - PARAMETRI UTILIZZATI PER LA RETE

3.4 Analisi dei risultati

Viene esposta, in questa sede, una breve sezione volta all'analisi dei risultati trovati con la rete costruita nel paragrafo 3.3. Definita l'architettura neurale secondo i valori e le procedure indicate in precedenza, si è visto come la rete abbia permesso il raggiungimento di buoni valori di performance, testimoniate dal basso valore di MSE trovato in ultima analisi. L'esecuzione del codice della rete fa sì che i dati, importati e pre-processati come visto, vengano salvati in diverse variabili, a seconda che appartengano a una piuttosto che all'altra fase del processo di addestramento. In particolare, abbiamo visto che l'errore calcolato dal software ed espresso sotto forma di MSE, è dato dalla differenza riscontrata dal software tra la colonna dei valori *target* e la colonna dei valori che la rete ha predetto basandosi sulle informazioni immagazzinate nell'addestramento. Avendo definito i primi con la lettera *t* e i secondi con la lettera *y*, la loro differenza viene calcolata ed elevata al quadrato, e il risultato trovato viene mediato per tutti i valori in gioco. Ricordando la 2.4

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (t - y)^2 \quad (2.4)$$

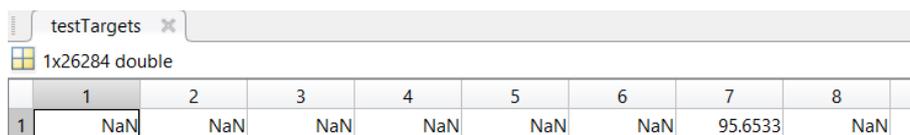
dove *t* è il valore desiderato e *y* quello predetto.

Siccome, però, l'algoritmo divide i dati in maniera casuale in tre sottogruppi, secondo le percentuali descritte e destinati ciascuno ad una specifica fase del problema, durante l'esecuzione del programma la variabile *target* viene spezzata in tre variabili distinte (*trainTargets*, *valTargets*, *testTargets*). Ogni vettore avrà lo stesso numero di dati delle osservazioni (dunque della colonna *target*) ma conterrà esclusivamente un numero di valori pari a quelli assegnati in percentuali e distribuiti in maniera randomica; tutti gli altri dati, saranno NaN (Not a Number). La fase di test della rete avviene tramite il comando:

```
y = net(x);
```

che assegna alla variabile *y* i valori predetti dalla rete per ciascuna osservazione. La verifica della bontà delle previsioni effettuate dalla rete, perciò, avverrà confrontando le caselle con lo stesso indice della variabile *y* e della variabile *t* creata per la fase di test.

In particolare, la variabile *testTargets* risultante è raffigurata in figura 3.33.



| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|-----|-----|-----|-----|-----|---------|-----|
| 1 | NaN | NaN | NaN | NaN | NaN | NaN | 95.6533 | NaN |

FIGURA 3.33 - VARIABILE TESTTARGETS

Come possiamo notare, i primi 8 valori della variabile contengono un solo valore utile ai fini del calcolo, posizionato nell'indice 7; tutti gli altri valori, essendo NaN, sono stati

assegnati alle variabili create per la validazione e per il training, secondo le percentuali stabilite e in maniera casuale. Per calcolare l'errore, di questo dato, dunque, sarà necessario effettuare la differenza tra il valore nella colonna 7 e il valore nella variabile y riferito allo stesso indice, ossia il valore previsto dalla rete per quelle condizioni.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|---------|---------|---------|---------|---------|----------|---------|---------|
| 1 | 93.3014 | 94.6726 | 96.0340 | 97.3861 | 98.7293 | 100.0644 | 96.5118 | 92.9465 |

FIGURA 3.34 - VARIABILE Y

La differenza tra i due valori in questione è di meno di 1 °C, confermando dunque il risultato di performance ottenuto in precedenza. Possiamo anche riportare altri valori, ad esempio i primi dieci valori predetti rispetto ai primi dieci valori effettivamente riscontrati, come in figura 3.35. La poca differenza tra le due colonne di dati denota un'ottima precisione da parte della rete.

| | 1 | 2 |
|----|---------|---------|
| 1 | 96.5118 | 95.6533 |
| 2 | 47.5922 | 47.4000 |
| 3 | 49.2306 | 49.4600 |
| 4 | 57.2798 | 57.0133 |
| 5 | 59.1287 | 59.3000 |
| 6 | 68.4381 | 68.9000 |
| 7 | 75.9738 | 76.9000 |
| 8 | 80.2835 | 81.3933 |
| 9 | 80.2176 | 81.2400 |
| 10 | 79.8431 | 79.6200 |

FIGURA 3.35 - VALORI PREVISTI DALLA RETE VS VALORI EFFETTIVI

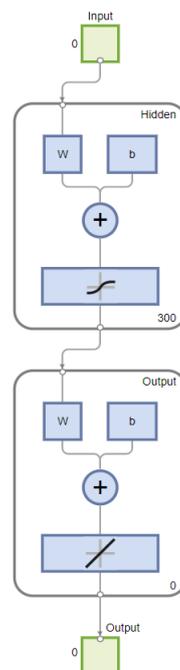


FIGURA 3.36 - CONFIGURAZIONE DELLA RETE

Conclusioni

L'elaborato si prefissava l'obiettivo di trovare i parametri ottimali per la creazione di una rete neurale artificiale (ANN) per la previsione di valori di temperatura registrati al ricevitore di un concentratore solare a disco CSP, i cui dati sono stati raccolti presso l'Energy Center di Torino.

Lo svolgimento di questo lavoro di tesi si è prefissato di descrivere, in prima istanza e in maniera generale, le peculiarità principali di questa tecnologia, relativamente recente e con un ottimo potenziale da poter sfruttare negli anni a venire, analizzando brevemente quale sia lo scopo di tale strumento e in che modo avvenga lo sfruttamento dell'energia solare. Ciò è stato fatto con grande attenzione verso l'analisi della radiazione solare stessa, di come è costituita e di come avvengano gli scambi energetici che la riguardano. Una volta appresi i punti salienti di questo argomento, il discorso è stato spostato da un punto di vista fisico a una visione più pratica della questione, andando a comprendere, quantitativamente e qualitativamente, quanta radiazione possa essere sfruttata a fini energetici e in che modo, analizzando le grandezze fisiche principali ed esaminando le relazioni che le collegano reciprocamente. Sono stati poi analizzati i vari tipi di concentratore solare esistenti ad oggi, esaminando le possibilità che ciascuna soluzione tecnologica può offrire e riportando esempi pratici di applicazione aggiornati all'anno di stesura dell'elaborato, e sono stati analizzati, scendendo in aspetti tecnici, i principali componenti che caratterizzano un sistema energetico CSP, ovvero il collettore e il ricevitore. Le analisi hanno riguardato non solo aspetti costruttivi ed ingegneristici, ma anche aspetti legati alle perdite energetiche, ai rendimenti caratteristici e all'impatto delle varie soluzioni nel computo della realizzazione di un impianto con tale tecnologia. In ultima analisi, la visione si è spostata a livello globale, andando a considerare come l'energia raccolta e concentrata possa essere sfruttata all'atto pratico e fornendo risultati numerici sui rendimenti che è possibile ottenere con le varie tecnologie attualmente a disposizione, prima di elencare le caratteristiche del CSP utilizzato in questo elaborato.

Una volta compresi i punti salienti della tecnologia a concentrazione solare, il discorso si è spostato ad analizzare le reti neurali, una tecnologia che permette di implementare le abilità di ragionamento tipiche del cervello umano in un calcolatore. Dopo una breve introduzione delle ANN nel contesto del Machine Learning, ci siamo concentrati a descrivere come ciò sia possibile, andando a descrivere il funzionamento delle reti neurali e come l'addestramento avvenga all'interno dei singoli neuroni, descrivendo alcuni tra i più utilizzati meccanismi di allenamento ai fini della previsione. Sono poi stati descritti gli scopi che può avere un'architettura di questo tipo, ovvero la classificazione e la regressione, ed è stato inserito il lavoro effettuato in questo quadro; oltre a ciò, sono stati illustrati alcuni criteri per la scelta dei parametri principali caratterizzanti una ANN, esaminando i principali punti da dover definire per poter ottenere una rete neurale dai risultati soddisfacenti.

In ultimo, è stato introdotto il problema in esame, rappresentato dalla necessità di creare un'architettura neurale che potesse, con precisione, prevedere i valori di temperatura al centro del ricevitore in base ai dati meteo caratterizzanti la misurazione, sfruttando le conoscenze introdotte alla rete dai dati di allenamento forniti. Ciascuna operazione è stata descritta, riportando le modifiche apportate ai set di dati e i perché della scrematura di alcuni dati dal dataset raccolto, oltre ai criteri con i quali sono stati realizzati i due set originali a partire dai fogli di lavoro delle misurazione. Sono stati illustrati i risultati ottenuti con ciascuna delle configurazioni proposte e, sulla base di questi, le scelte effettuate in termini di algoritmi di allenamento e di definizione dei parametri della rete. Sono poi stati riportati i risultati ottenuti, evidenziando il buon livello delle performance raggiunte e mostrando le differenze tra un campione di dati raccolti effettivamente e la previsione, sugli stessi dati, effettuata dalla rete.

In conclusione, dunque, è stato possibile creare la rete neurale oggetto dell'elaborato, seguendo un procedimento basato sul *trial-and-error* e privilegiandolo rispetto ad altri approcci illustrati per via della natura del problema in esame, ed è stato dimostrato come, sfruttando le tecnologie proprie del Machine Learning, sia possibile effettuare previsioni con criterio e in maniera aderente alla realtà, andando dunque a sottolineare l'importanza di strumenti matematici di questo tipo.

Riferimenti

- [1] B. Dogan, D. Balsalobre-Lorente e M. Ali Nasir, «European commitment to COP21 and the role of energy consumption, FDI, trade and economic complexity in sustaining economic growth,» *Journal of Environmental Management*, vol. 273, 2020.
- [2] S. O'Neill, «COP26: Some Progress, But Nations Still Fiddling While World Warms,» *Engineering*, vol. 11, pp. 6-8, 2022.
- [3] A. Ritchie, M. Roser e P. Rosado, «Our World in Data,» YCombinator, 2014. [Online]. Available: <https://ourworldindata.org/renewable-energy>. [Consultato il giorno 30 09 2022].
- [4] J. A. Duffie e W. A. Beckman, *Solar Engineering of Thermal Processes*, John Wiley & Sons, Incorporated, 2013.
- [5] I. G. DeAgostini, *Atlante Geografico Metodico DeAgostini*, Novara: DeAgostini, 2008.
- [6] M. Schiavello e L. Palmisano, «Energia di fissione e di fusione,» in *Fondamenti di Chimica*, Edises, V Edizione, pp. 599-603.
- [7] G. Fiorentini, B. Ricci e F. L. Villante, «Nuclear Fusion in the Sun,» *Progress of Theoretical Physics Supplement*, vol. 154, pp. 309-316, 2004.
- [8] N. G. Grillo, «Impianti termici alimentati da Energia solare,» Geva edizioni, p. 21.
- [9] E. Montà, «Realizzazione di processi di chemical looping e gas sintetico mediante solare termico a concentrazione,» Politecnico di Torino, 2020.
- [10] «Wikiwand,» 05 05 2006. [Online]. Available: [https://www.wikiwand.com/en/Air_mass_\(solar_energy\)](https://www.wikiwand.com/en/Air_mass_(solar_energy)). [Consultato il giorno 1 10 2022].
- [11] NASA; ESA, «SOHO Nascom,» [Online]. Available: <https://soho.nascom.nasa.gov/sunspots/>. [Consultato il giorno 2 10 2022].
- [12] S. Lambrughì e A. Serafino, *Utilizzo dell'anidride carbonica in sistemi solari a concentrazione lineare*, Milano: Politecnico di Milano, Facoltà di Ingegneria Industriale, 2010-2011.
- [13] L. Wong e W. Chow, «Solar radiation model,» *Applied Energy*, n. 69, pp. 191-224, 2001.
- [14] H. Kambezidis, «3.02 - The Solar Resource,» *Comprehensive Renewable Energy*, vol. 3, pp. 27-84, 2012.
- [15] J. Pie, «Concentrating Solar Power: an overview,» Australian National University - Politecnico di Torino, 2019.

- [16] Solargis, «Global Solar Atlas,» 06 2022. [Online]. Available: <https://globalsolaratlas.info/map>. [Consultato il giorno 3 10 2022].
- [17] European Commission, «PGVIS,» EU Science Hub, [Online]. Available: https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/. [Consultato il giorno 3 10 2022].
- [18] Iharka Szücs-Csillik, Astronomical Institute of Romanian Academy | ACADCLUJ, «ResearchGate,» [Online]. Available: https://www.researchgate.net/figure/The-horizontal-coordinate-system-The-pole-of-the-upper-hemisphere-is-the-zenith_fig1_287645191. [Consultato il giorno 4 10 2022].
- [19] G. Notton, «Sustainable Water & Energy Systems,» *Encyclopedia of Sustainable Technologies*, pp. 339–356, 2017.
- [20] «Energy Education,» University of Calgary, [Online]. Available: https://energyeducation.ca/encyclopedia/Solar_panel_orientation. [Consultato il giorno 4 10 2022].
- [21] SolarDesignGuide, «SolarDesignGuide,» [Online]. Available: <https://solardesignguide.com/solar-panel-tilt-and-azimuth/>. [Consultato il giorno 4 10 2022].
- [22] IEA, «SolarPACES,» 9 2021. [Online]. Available: <https://www.solarpaces.org/csp-technologies/csp-projects-around-the-world/>. [Consultato il giorno 5 10 2022].
- [23] E. Zarza Moya, «Chapter 7- Parabolic-trough concentrating solar power systems,» in *Concentrating Solar Power Technology (second edition)*, Keith Lovegrove and Wes Stein, 2021, pp. 219–266.
- [24] R. Thonig e J. Lilliestam, «Zenodo,» 1 7 2022. [Online]. Available: <https://zenodo.org/record/7112761#.Yz05u9jP23C>. [Consultato il giorno 5 10 2022].
- [25] Flabeg, «SunWindEnergy,» VDE VERLAG GMBH, [Online]. Available: <https://www.sunwindenergy.com/csp/new-mirror-next-gen-parabolic-troughs>. [Consultato il giorno 5 10 2022].
- [26] W. van Sark e B. Corona, «Concentrating Solar Power,» in *Chapter 12 - Technological Learning in the Transition to a Low-Carbon Energy System*, Martin Junginger and Atse Louwen, 2020, pp. 221–231.
- [27] Soltigua, «Soltigua,» 2007. [Online]. Available: <https://www.soltigua.com/flt-introducion/>. [Consultato il giorno 5 10 2022].
- [28] M. R. F. M. Kamran, «Chapter 4 - Solar energy,» in *Renewable Energy Conversion Systems*, Academic Press, 2021, pp. 109–152.

- [29] «Wikipedia,» 28 10 2015. [Online]. Available: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ANU_campus_Big_Dish_Paraboloidal_CSP_prototype_2.jpg. [Consultato il giorno 5 10 2022].
- [30] Y. Mao, W. Wang e others, «Hydrogen production via a two-step water splitting thermochemical cycle based on metal oxide – A review,» *Applied Energy*, vol. 267, 2020.
- [31] Helioscsp, «Helioscsp – Solar Thermal Energy News,» [Online]. Available: <https://helioscsp.com/concentrated-solar-power-csp-how-it-works/>. [Consultato il giorno 5 10 2022].
- [32] A. Rabl, R. Winston e M. Collares-Pereira, «Lens-mirror combinations with maximal concentration,» *Applied Optics*, 1977.
- [33] K. Lovegrove e W. Stein, *Concentrating Solar Power Technology: Principles, Developments and Applications*, Woodhead Publishing, 2012.
- [34] K. Lovegrove e G. P. J. Burgess, «A new 500 m² paraboloidal dish solar concentrator,» *Solar Energy*, vol. 85, n. 4, pp. 620-626, 2011.
- [35] M. Cali e P. Gregorio, *Termodinamica*, Esculapio, 1996.
- [36] El.Ma srl, «Manuale uso e manutenzione Concentratore solare a disco,» Riva del Garda, 2019.
- [37] M. Zocco, «Studio di un impianto solare a concentrazione per un edificio residenziale con accumulo termico a PCM applicato a un ORC,» Politecnico di Torino, 2021.
- [38] Intesa, «Intesa,» Kyndryl, 09 06 2020. [Online]. Available: <https://www.intesa.it/intelligenza-artificiale-machine-learning-e-deep-learning/>. [Consultato il giorno 7 10 2022].
- [39] Wikipedia, «Rete neurale,» Wikipedia, [Online]. Available: https://it.wikipedia.org/wiki/Rete_neurale. [Consultato il giorno 7 10 2022].
- [40] M. S. Rana e S. Zahan, «Data prediction from a set of sampled data using Artificial Neural Network in Matlab Simulink,» *World Journal of Pharmaceutical Research*, vol. 7, n. 18, pp. 333-352, 2018.
- [41] A. Dertat, «Applied Deep Learning – Part 1: Artificial Neural Networks,» *Towards Data Science*, 8 8 2017. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-1-artificial-neural-networks-d7834f67a4f6>. [Consultato il giorno 7 10 2022].
- [42] S. Papantoniou e D.-D. Kolokotsa, «Prediction of outdoor air temperature using neural networks: Application in 4 European cities,» *Energy and Buildings*, n. 114, pp. 72-79, 2016.
- [43] A. Abraham, «129: Artificial Neural Network,» in *Handbook of Measuring System Design*, John Wiley & Sons, 2005.

- [44] J. Brownlee, «How to Configure the Learning Rate When Training Deep Learning Neural Networks,» 23 1 2019. [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/learning-rate-for-deep-learning-neural-networks/>. [Consultato il giorno 8 10 2022].
- [45] A. Alwosheel, S. van Cranenburgh e C. G. Chorus, «Is your dataset big enough? Sample size requirements when using artificial neural networks for discrete choice analysis,» *Journal of Choice Modelling*, vol. 28, pp. 167-182, 2018.
- [46] X. Wang, Y. Yan, X. Meng e G. Chen, «A general method to predict the performance of closed pulsating heat pipe,» *Applied Thermal Engineering*, n. 157, 2019.
- [47] M. Rachmatullah, J. Santoso e S. K., «Determining the number of hidden layer and hidden neuron of neural network for wind speed prediction,» *PeerJ Computer Science*, vol. 7, n. 724, 2021.
- [48] S. Basil, «In-depth Intuition of K-Means Clustering Algorithm in Machine Learning,» 3 6 2022. [Online]. Available: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/01/in-depth-intuition-of-k-means-clustering-algorithm-in-machine-learning/>. [Consultato il giorno 9 10 2022].
- [49] MATLAB, «Machine Learning with Matlab - Quick reference,» MATLAB, [Online]. Available: <https://matlabacademy.mathworks.com/artifacts/quick-reference.html?course=mlml&language=en&release=R2022a>. [Consultato il giorno 9 10 2022].
- [50] PoliTO, «Smart and Green Building management services - Living Lab/Energy Manager - Ambiente esterno,» Politecnico di Torino, [Online]. Available: https://www.swas.polito.it/intra/w4e_living_lab/operatore/esterno/meteo_giorno.asp?data_da=29/03/2021&Avanti=aggiorna. [Consultato il giorno 11 10 2022].
- [51] Q. Xie, M. Suvarna, J. Li, X. Zhu, J. Cai e X. Wang, «Online prediction of mechanical properties of hot rolled steel plate using,» *Materials and Design*, n. 197, 2021.
- [52] mks, «Introduction to Solar Radiation,» Newport, [Online]. Available: <https://www.newport.com/t/introduction-to-solar-radiation>. [Consultato il giorno 2 10 2022].
- [53] «mlnotebook,» 8 3 2017. [Online]. Available: <https://mlnotebook.github.io/post/transfer-functions/>. [Consultato il giorno 7 10 2022].
- [54] D. Romaniello, «Realizzazione di processi di chemical looping e produzione di gas sintetico mediante solare termico a concentrazione,» Politecnico di Torino, 2020.
- [55] M. Olearo, «Realizzazione di processi di chemical looping e produzione di gas sintetico mediante solare termico a concentrazione.,» Politecnico di Torino, 2021.