Federico Brandini (mat. 358443)
Alessandro Mazzocchi (mat. 367081)

Controllo sfocato

1. Insiemi sfocati

L'insieme "classico" è un raggruppamento di oggetti per il quale è sempre possibile stabilire se un oggetto dato vi appartenga o meno. Questo significa che possiamo rappresentare un insieme A con una funzione $\mu_A : U \to \{0, 1\}$ tale che

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases}$$

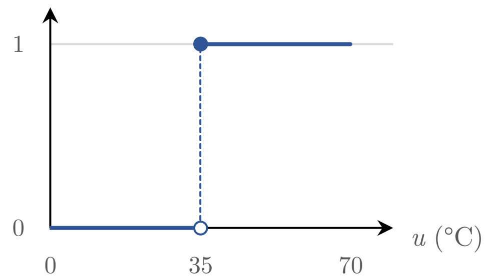
dove U è l'insieme universo tale che $U \supseteq A$ e μ_A è la **funzione di appartenenza** per l'insieme A.

Esempio

Se U è il dominio delle temperature, definiamo A come l'insieme delle temperature pericolosamente alte per la salute attraverso la funzione di appartenenza

$$\mu_A(u) = \begin{cases} 1, & u \geq 35℃ \\ 0, & \text{altrimenti} \end{cases}.$$

La funzione di appartenenza ha un salto netto in $u = 35℃$, come si può vedere dal seguente grafico.



Dunque, $A = \{x \in U : x \geq 35℃\}$.

Come si può intuire, non è che una temperatura di 34.9℃ non è pericolosa, mentre 35℃ la è; è evidente che la pericolosità cali progressivamente man mano che si scende sotto 35℃. Questo concetto non può essere rappresentato in un modello con un insieme classico. Da situazioni come questa nasce l'esigenza di definire un nuovo concetto di insieme che estenda quello classico e che stabilisca in maniera "sfumata" se un elemento appartiene o non appartiene all'insieme.

Definizione

Dato un insieme universo U, un **insieme fuzzy** (o **insieme sfocato**) $A(U)$ è l'insieme delle coppie ordinate $(u, \mu_A(u))$ dove $\mu_A : U \to [0, 1]$.

$$A(U) = \{\big(u, \mu_A(u)\big) : u \in U\}$$

Diciamo anche che A è una **sfocatura** di U.

L'insieme delle soluzioni dell'equazione $\mu_A(u) = 1$ nella variabile u è il **cuore** di A, ossia l'insieme degli elementi di U con appartenenza 1 ad A.

$$\mathrm{core}(A) = \{u \in U : \mu_A(u) = 1\} = \mu_A^{-1}(1)$$

L'insieme delle soluzioni della disequazione $\mu_A(u) > 0$ nella variabile u è il **supporto** di A, ossia l'insieme degli elementi di U con appartenenza non nulla ad A.

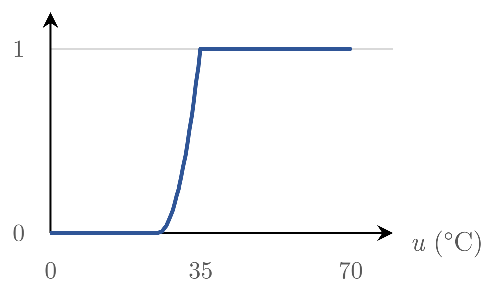
$$\mathrm{supp}(A) = \{u \in U : \mu_A(u) > 0\} = \mu_A^{-1}((0, 1])$$

Esempio

Se U è il dominio delle temperature, definiamo A come la sfocatura di U delle temperature pericolosamente alte per la salute attraverso la funzione di appartenenza

$$\mu_A(u) = \begin{cases} 0, & x \leq 25℃ \\ (\frac{x-25}{10})^2, & 25℃ < x \leq 35℃ \\ 1, & x > 35℃ \end{cases}.$$

La funzione di appartenenza ha un andamento più dolce rispetto a quello dell'esempio iniziale, come mostrato qui sotto.



Dunque, $\mathrm{core}(A) = \{x \in U : x \geq 35℃\}$ e $\mathrm{supp}(A) = \{x \in U : x > 25℃\}$.

1.1 Operazioni fra insiemi sfocati

Vogliamo estendere le operazioni di unione, intersezione e complemento dagli insiemi classici a quelli sfocati. Siano A e B due sfocature di U con le rispettive funzioni di appartenenza μ_A e μ_B.

Chiamiamo **conorma triangolare** una funzione $\sigma : [0, 1]^2 \to [0, 1]$ che gode delle seguenti proprietà $\forall x, y, u, v \in [0, 1]$:

- $\sigma(x, 0) = x$ (*legge d'identità*);
- $\sigma(x, y) = \sigma(y, x)$ (*commutatività*);
- $\sigma\big(x, \sigma(y, z)\big) = \sigma(\sigma(x, y), z)$ (*associatività*);
- $x \leq u, y \leq v \Rightarrow \sigma(x, y) \leq \sigma(u, v)$ (*monotonia*).

Definizione

L'**unione** delle sfocature A e B è la sfocatura $A \cup_\sigma B$ tale che

$$\mu_{A \cup_\sigma B}(u) = \sigma(\mu_A(u), \mu_B(u)) \quad \forall u \in U$$

dove σ è una conorma triangolare.

Le proprietà di σ garantiscono una corretta estensione del concetto di insieme classico; infatti, se $u \in U$, allora:

- se u ha appartenenza nulla a entrambe le sfocature A e B, allora avrà appartenenza nulla anche alla loro unione;
- se u appartiene al cuore di almeno una delle due sfocature A e B, allora apparterrà al cuore della loro unione.

Tipicamente si sceglie $\sigma(x,y) = \max\{x,y\}$.

Chiamiamo **norma triangolare** una funzione $\tau : [0,1]^2 \to [0,1]$ che gode delle seguenti proprietà $\forall x,y,u,v \in [0,1]$:

- $\tau(x,1) = x$ (*legge d'identità*);
- $\tau(x,y) = \tau(y,x)$ (*commutatività*);
- $\tau\big(x,\tau(y,z)\big) = \tau(\tau(x,y),z)$ (*associatività*);
- $x \le u, y \le v \Rightarrow \tau(x,y) \le \tau(u,v)$ (*monotonia*).

Definizione

L'**intersezione** delle sfocature A e B è la sfocatura $A \cap_\tau B$ tale che

$$\mu_{A\cap_\tau B}(u) = \tau\big(\mu_A(u),\mu_B(u)\big) \quad \forall u \in U$$

dove τ è una norma triangolare.

Le proprietà di τ garantiscono una corretta estensione del concetto di insieme classico; infatti, se $u \in U$, allora:

- se u ha appartenenza nulla ad almeno una delle due sfocature A e B, allora avrà appartenenza nulla anche alla loro intersezione;
- se u appartiene al cuore di entrambe le sfocature A e B, allora apparterrà al cuore della loro intersezione.

Tipicamente si sceglie $\tau(x,y) = \min\{x,y\}$.

Chiamiamo **negazione forte** una funzione $\nu : [0,1] \to [0,1]$ che gode delle seguenti proprietà $\forall x,y \in [0,1]$:

- $\nu(0) = 1$;
- $\nu(1) = 0$;
- $x \le y \Rightarrow \nu(x) \ge \nu(y)$ (*decrescenza debole*);
- $(\nu \circ \nu)(x) = x$ (*involuzione*).

Definizione

La **complementare** della sfocatura A è la sfocatura A^{c_ν} tale che

$$\mu_{A^{c_\nu}}(u) = \nu(\mu_A(u)) \quad \forall u \in U$$

dove ν è una negazione forte.

Le prime due proprietà per la funzione ν garantiscono una corretta estensione del concetto di insieme classico; infatti, se $u \in U$, allora:

- se u ha appartenenza nulla ad A, allora apparterrà al cuore di A^{c_ν};
- se u appartiene al cuore di A, allora avrà appartenenza nulla ad A^{c_ν}.

L'ultima proprietà consente di estendere la proprietà di **involuzione** dell'operatore di complemento per gli insiemi classici agli insiemi sfocati; infatti, vale la seguente identità.

$$(A^{c_\nu})^{c_\nu} = A$$

Tipicamente si sceglie $\nu(x) = 1 - x$.

1.2 Proprietà degli operatori

Sia ν una negazione forte e τ una norma triangolare; allora la funzione

$$\sigma(x, y) = \nu\Big(\tau\big(\nu(x), \nu(y)\big)\Big) \quad (1)$$

è una conorma triangolare. La definizione di σ rispecchia in tutto e per tutto la legge di De Morgan; infatti, la terna (τ, σ, ν) è chiamata **terna di De Morgan**.

Siano A e B due sfocature di U con relative funzioni di appartenenza μ_A e μ_B; sia (τ, σ, ν) una terna di De Morgan.

Proprietà

Valgono le **leggi di De Morgan**.
- $(A \cup_\sigma B)^{c_\nu} = A^{c_\nu} \cap_\tau B^{c_\nu}$
- $(A \cap_\tau B)^{c_\nu} = A^{c_\nu} \cup_\sigma B^{c_\nu}$

Infatti:

- $\mu_{A^{c_\nu} \cap_\tau B^{c_\nu}} = \tau\big(\nu(\mu_A), \nu(\mu_B)\big) \overset{(1)}{=} \nu\big(\sigma(\mu_A, \mu_B)\big) = \mu_{(A \cup_\sigma B)^{c_\nu}}$;
- $\mu_{(A \cap_\tau B)^{c_\nu}} = \nu\big(\tau(\mu_A, \mu_B)\big) \overset{(1)}{=} \sigma\big(\nu(\mu_A), \nu(\mu_B)\big) = \mu_{A^{c_\nu} \cup_\sigma B^{c_\nu}}$.

Proprietà

Vale l'**involuzione** per l'operatore del complemento.
$(A^{c_\nu})^{c_\nu} = A$

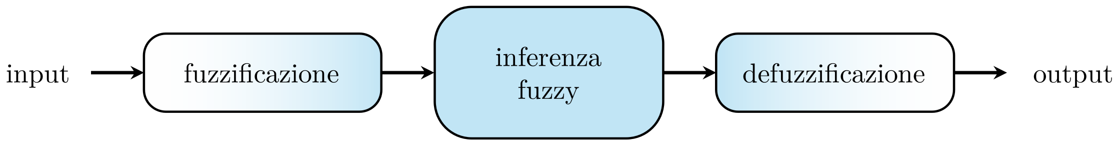
Infatti, $\mu_{(A^{c_\nu})^{c_\nu}} = \nu\big(\nu(\mu_A)\big) = (\nu \circ \nu)(\mu_A) = \mu_A$.

Tuttavia, non valgono più né il principio del terzo escluso né il principio di non-contraddizione; cioè, in generale:

- non vale che $\mu_{A \cup_\sigma A^{c_\nu}} \equiv 1$;
- non vale che $\mu_{A \cap_\tau A^{c_\nu}} \equiv 0$.

2. Controllo sfocato

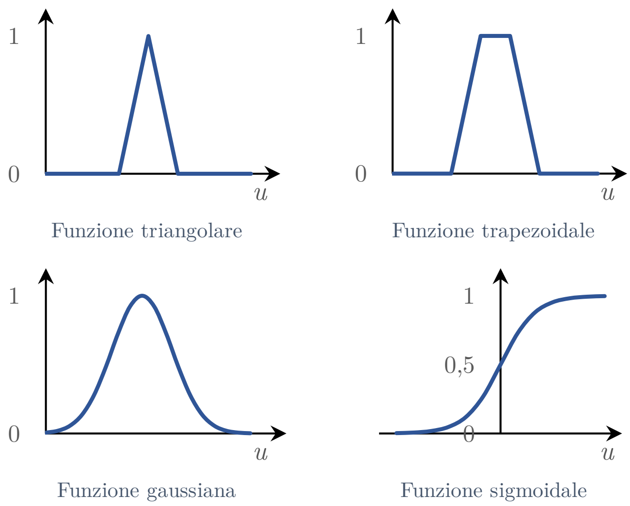
A differenza di quelli classici, i sistemi di controllo fuzzy concentrano l'attenzione sul significato, piuttosto che sui valori "grezzi", esattamente come noi umani. Per esempio, se l'obiettivo è realizzare un sistema di aria condizionata, non ci interesserà tanto che la temperatura della stanza XYZ è di 38.4854℃, quanto che in quella stanza fa "molto caldo"; quest'ultima è l'informazione desunta dalla misurazione della temperatura (ciò che chiameremo *fuzzificazione*). A questo punto, la scelta logica da fare è attivare la ventola a velocità "alta" (processo di *inferenza fuzzy*). Infine, tradurremo il concetto sfocato "alta" in un valore numerico comprensibile per l'attuazione (processo di *defuzzificazione*). Ciò che è stato descritto a parole può essere rappresentato nello schema qui sotto.



Procediamo esaminando le tre parti che costituiscono un sistema di controllo fuzzy e allo stesso tempo vediamo come procedere per realizzarne uno. Da questo punto considereremo come terna di De Morgan la terna $(\tau, \sigma, \nu) = (\min, \max, x \longmapsto 1 - x)$.

2.1 Fuzzificazione

La **fuzzificazione** è quel processo attraverso il quale i valori delle variabili di input (detti *crisp*) vengono mappati in valori sfocati detti *variabili linguistiche*. Data una variabile di input I_i che varia nell'insieme universo U_i, si realizzano tante sfocature $A_{ij}(U_i)$ quante sono le variabili linguistiche. Ricordando che una sfocatura A_{ij} è identificata dalla sua funzione di appartenenza $\mu_{A_{ij}}$, il problema si risolve definendo tali funzioni. Si procede nello stesso modo per un output O_k che varia nell'insieme universo Y_k. Il tipo di funzione di appartenenza dipende dall'applicazione; in genere si preferiscono funzioni triangolari e trapezoidali per quei sistemi che richiedono



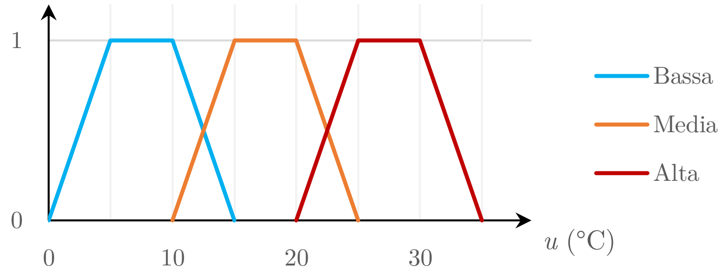
Funzione triangolare — Funzione trapezoidale — Funzione gaussiana — Funzione sigmoidale significative variazioni dinamiche, mentre funzioni gaussiane o sigmoidali per quei sistemi che richiedono un'elevata accuratezza (*accuracy*).

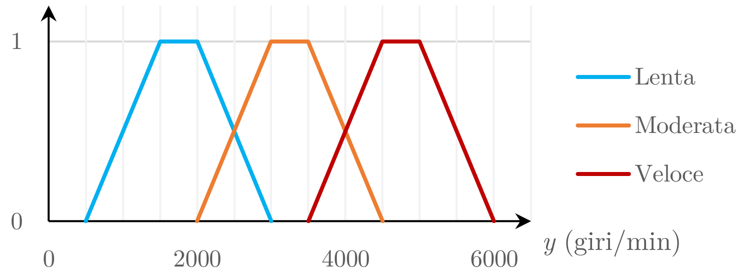
Esempio

Supponiamo di voler realizzare un sistema di controllo fuzzy per mantenere la temperatura di un oggetto sotto i 30°C attraverso la regolazione della potenza di una ventola.

- Input: temperatura T con insieme universo $U = [0, +40]$°C
- Output: velocità della ventola V con insieme universo $Y = [0, 6000]$giri/min

Procediamo fuzzificando T e V; per farlo dobbiamo definire le sfocature di U e Y, per esempio, in questo modo.





Per questo problema, abbiamo scelto funzioni di appartenenza trapezoidali.

2.2 Inferenza fuzzy

L'inferenza è il cuore del sistema di controllo, ovvero quella parte che esegue il mapping fra ingressi e uscite, realizzando l'attuazione. Un modulo di **inferenza fuzzy** è un insieme di regole fuzzy (*fuzzy rule*) di tipo IF-THEN, dove la parte IF serve per definire una condizione in modo "elastico" e vago, mentre la parte THEN serve per indicare l'attivazione degli output sottoforma di variabili linguistiche.

$$\text{IF } I_i \text{ is } A_{ij}, \text{THEN } O_k \text{ is } B_{kl}$$

La condizione I_i is A_{ij} è l'**antecedente**, mentre O_k is B_{kl} è il **conseguente**. Se questa è l'unica regola che lo definisce, il sistema procede iterativamente nel seguente modo:

1. legge il valore crisp I_i;
2. ne calcola l'appartenenza ad A_{ij}, ossia $\mu_{A_{ij}}(I_i)$;

3. attiva l'output O_k con attivazione $a_k = \mu_{A_{ij}}(I_i)$, restituendo la funzione $a_k \cdot \mu_{B_{kl}}$.

Come si può facilmente vedere dal passo 2, la fuzzificazione e l'inferenza fuzzy sono processi estremamente connessi, che possono essere visti come un unico processo di *matching* fra input e regole fuzzy.

Se il sistema è composto da n regole fuzzy, il procedimento visto prima viene iterato su tutto l'insieme di regole. Infine, le funzioni ottenute dalle n iterazioni vengono aggregate in un'unica funzione pari al loro massimo.

$$\mu_{out} = \max_{k=1,\dots,n} a_k \cdot \mu_{B_{kl}}$$

L'operazione sovrastante rappresenta, di fatto, l'unione $\cup_{\max}$ fatta su tutte le sfocature B_{kl}' con funzioni di appartenenza $a_k \cdot \mu_{B_{kl}}$.

In caso di utilizzo degli operatori logici AND, OR e NOT, il valore di attivazione a_k calcolato al passo 2 sarà:

- il minimo fra le appartenenze restituite dalle varie condizioni, per l'operatore AND;
- il massimo fra le appartenenze restituite dalle varie condizioni, per l'operatore OR;
- 1 diminuito dell'appartenenza restituita dalla condizione, per l'operatore NOT.

Esempio

Continuando dall'esempio precedente, attraverso una tabella, rappresentiamo il mapping fra input e output sfocati sulla base dell'esperienza e della conoscenza del dominio applicativo.

T	***V***
Bassa	*Lenta*
Media	*Moderata*
Alta	*Veloce*

La tabella si traduce nelle seguenti regole fuzzy.

$$\begin{aligned}
&\text{IF } \boldsymbol{T} \text{ is } \textit{Bassa}, \text{THEN } \boldsymbol{V} \text{ is } \textit{Lenta} \\
&\text{IF } \boldsymbol{T} \text{ is } \textit{Media}, \text{THEN } \boldsymbol{V} \text{ is } \textit{Moderata} \\
&\text{IF } \boldsymbol{T} \text{ is } \textit{Alta}, \text{THEN } \boldsymbol{V} \text{ is } \textit{Veloce}
\end{aligned}$$

2.3 Defuzzificazione

La **defuzzificazione** è il processo di conversione da variabile linguistica a valore crisp, necessario per l'attuazione vera e propria. Esistono diversi metodi di defuzzificazione, ma quello più utilizzato è il metodo del **Centro di Gravità (*Center of Gravity*, CoG)**, che restituisce l'ascissa del baricentro dell'area sottesa dalla curva μ_{out}. Indicando con y_{CoG} il valore crisp per l'attuazione e con Y l'insieme universo della variabile d'uscita, con questo metodo il valore restituito è indicato dall'espressione qui sotto.

$$y_{\text{CoG}} = \frac{\int_Y y \cdot \mu_{out}(y)\, dy}{\int_Y \mu_{out}(y)\, dy}$$

Questa tecnica è la più utilizzata perché garantisce stabilità al sistema di controllo; tuttavia, siccome il calcolo dei due integrali definiti può risultare oneroso in termini di tempo, CoG non è adatto per sistemi in tempo reale.

Un altro metodo abbastanza diffuso è la **Media dei Massimi (*Mean of Maximum*, MoM)**, che restituisce la media fra i punti di massimo (i.e. le ascisse dei massimi) della funzione di appartenenza μ_{out}. Indicando con $\mu_{max} = \max_{y \in Y} \mu_{out}(y)$ il massimo di tale funzione e con $M = \mu_{out}^{-1}(\mu_{max})$ l'insieme dei suoi punti di massimo, allora:

- se M ha cardinalità finita n, allora
$$y_{\text{MoM}} = \frac{1}{n} \sum_{y^* \in M} y^* \, ;$$
- se M è un insieme infinito, non numerabile e limitato che è costituito da un numero finito di intervalli disgiunti $[a_i, b_i]$ per $i = 1, \dots, k$, allora si possono scartare i punti isolati di M e
$$y_{\text{MoM}} = \frac{1}{2k} \sum_{i=1}^{k} (a_i + b_i)\, ;$$

Questo metodo fornisce buoni risultati in presenza di funzioni di appartenenza simmetriche, ma non è altrettanto buono in caso contrario. Inoltre, è più semplice di CoG dal punto di vista computazionale.

L'ultima tecnica di defuzzificazione che esaminiamo è il **Metodo dell'Altezza (*Height Method,* HM)**, che restituisce la media pesata in un insieme S di ascisse di punti significativi della funzione di appartenenza μ_{out}. I pesi sono i valori della funzione in tali punti. Indicando con S tale insieme, allora:

- se S ha cardinalità finita, allora
$$y_{\text{HM}} = \frac{\sum_{y \in S} \mu_{out}(y) \cdot y}{\sum_{y \in S} \mu_{out}(y)}\, ;$$
- se S è un insieme infinito, non numerabile e limitato che è costituito da un numero finito di intervalli disgiunti $[a_i, b_i]$ per $i = 1, \dots, k$, allora si possono scartare i punti isolati di S e si procede calcolando le medie integrali pesate sui singoli intervalli, per poi sommarle, ossia
$$y_{\text{HM}} = \frac{\sum_{i=1}^{k} \int_{a_i}^{b_i} \mu_{out}(y) \cdot y\, dy}{\sum_{i=1}^{k} \int_{a_i}^{b_i} \mu_{out}(y)\, dy}.$$

Tipicamente, si popola S con le ascisse dei massimi di μ_{out} e con le ascisse dei punti angolosi della stessa funzione originati dalla precedente aggregazione fra diverse funzioni di appartenenza. Questo metodo può essere un buon compromesso fra i due precedenti.

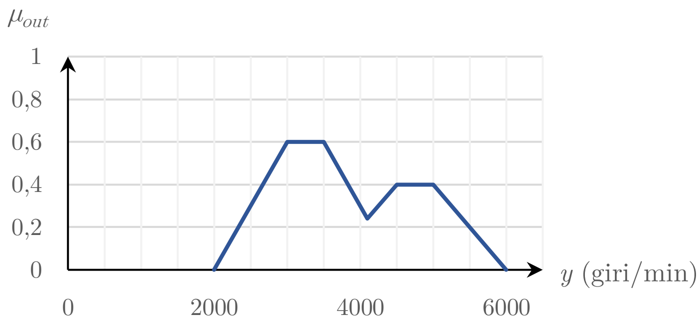
Esempio

Realizzato il sistema di ventilazione, supponiamo che in un certo ciclo di scansione venga rilevato il valore di temperatura $T = 22℃$ e determiniamo il corrispondente valore di output V. Per prima cosa procediamo alla **fuzzificazione** dell'input calcolando

- $\mu_{Bassa}(T) = 0$
- $\mu_{Media}(T) = 0.6$
- $\mu_{Alta}(T) = 0.4$

ed eseguiamo il **matching** con le tre regole definite ottenendo

$$\mu_{out}(y) = \max\{\,0 \cdot \mu_{Lenta}(y), 0.6 \cdot \mu_{Moderata}(y), 0.4 \cdot \mu_{Veloce}(y)\}.$$



Ora procediamo con la **defuzzificazione**, trasformando μ_{out} in un valore crisp con i tre metodi descritti precedentemente.

- $y_{\text{CoG}} = \frac{\int_{2000}^{6000} y \cdot \mu_{out}(y)\, dy}{\int_{2000}^{6000} \mu_{out}(y)\, dy} = \frac{5.291 \cdot 10^3}{1.380} \approx 3834$
- $y_{\text{MoM}} = \frac{1}{2 \cdot 2}\big((3000 + 3500) + (4500 + 5000)\big) = 4000$
- $y_{\text{HM}} = \frac{\int_{3000}^{3500} y \cdot \mu_{out}(y)\, dy + \int_{4500}^{5000} y \cdot \mu_{out}(y)\, dy}{\int_{3000}^{3500} \mu_{out}(y)\, dy + \int_{4500}^{5000} \mu_{out}(y)\, dy} = \frac{1.925 \cdot 10^3}{0.5} \approx 3850$

3. Controllo sfocato con Arduino

Possiamo realizzare sistemi di controllo fuzzy su Arduino utilizzando le funzionalità messe a disposizione dalla libreria open source **eFLL (embedded Fuzzy Logic Library)** di AJ Alves. In questo progetto useremo la versione 1.4.1, attualmente l'ultima. La documentazione e i sorgenti della libreria sono disponibili all'indirizzo https://github.com/alvesoaj/eFLL.

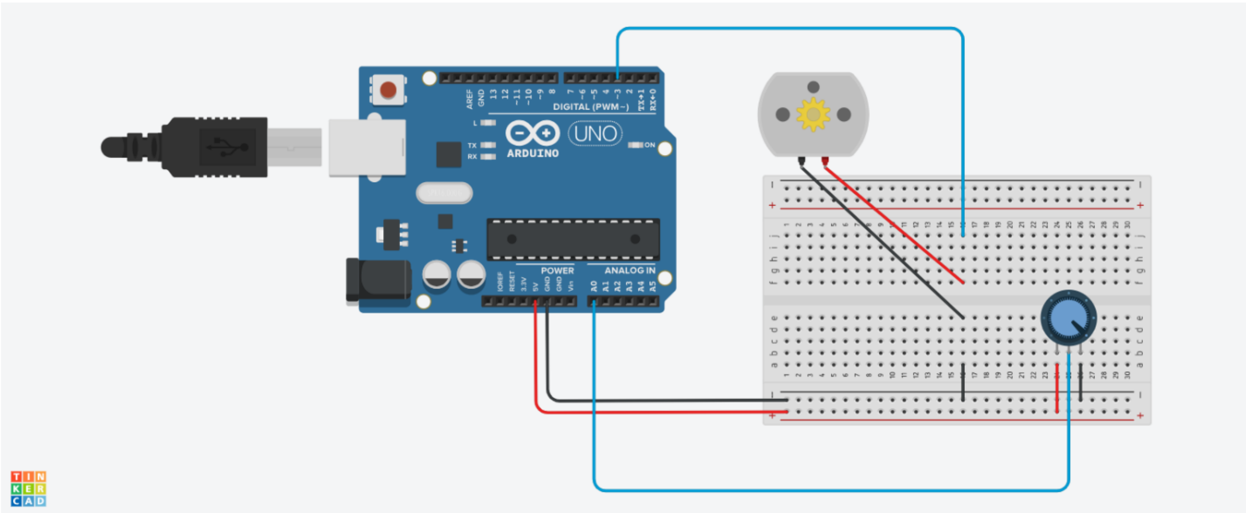
Le funzioni messe a disposizione dalla libreria consentono

- di definire funzioni di appartenenza triangolari e trapezoidali (fuzzificazione);
- di definire regole fuzzy con gli operatori logici AND e OR (inferenza fuzzy);
- di convertire la funzione di appartenenza risultante in un valore crisp con il metodo del Centro di Gravità (CoG) (defuzzificazione).

Nello sketch del paragrafo 3.2 vedremo come sarà possibile definire delle regole fuzzy che utilizzano l'operatore NOT nell'antecedente, anche se non viene esplicitamente fornito dalla libreria.

3.1 Sistema di ventilazione

Lo schema circuitale per il problema del sistema di ventilazione descritto negli esempi precedenti è rappresentato qui sotto.

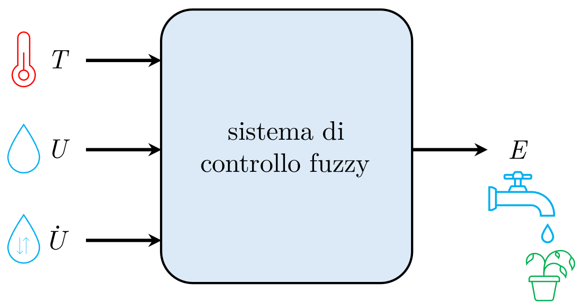


Per simulare in modo semplice un input fittizio di temperatura è stato impiegato un potenziometro, che ci consente di ricevere sull'input analogico A0 un valore su una word (2 byte); il valore ricevuto viene poi normalizzato su valori accettabili di temperatura. Una volta testato il corretto funzionamento del sistema, è possibile sostituire il potenziometro con un sensore di temperatura, con esigue modifiche al codice dello sketch ventolaFuzzy.ino.

3.2 Irrigazione intelligente

Al giorno d'oggi l'acqua dolce è divenuta un bene molto prezioso e molto utilizzato in campo agricolo per l'irrigazione dei terreni. Molto spesso le tecniche utilizzate non tengono conto della distribuzione dell'umidità del terreno, la quale può anche non essere uniforme; questa conoscenza può favorire un'irrigazione mirata a quelle zone del terreno dove l'umidità è scarsa, risparmiando acqua.

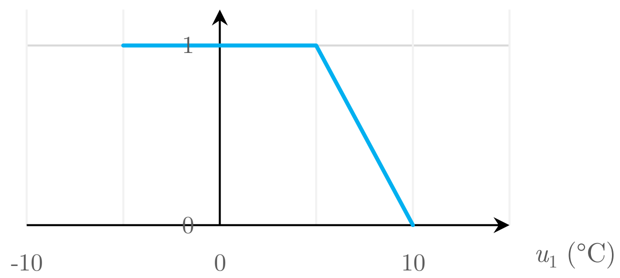
Procediamo con la realizzazione di un sistema di controllo fuzzy che regola la quantità d'acqua per irrigare attraverso l'apertura E di un'elettrovalvola in funzione dell'umidità del terreno U e della temperatura dell'ambiente T. Per una regolazione più graduale della portata, teniamo conto anche della velocità di variazione (derivata nel tempo) $\dot{U}$ dell'umidità.

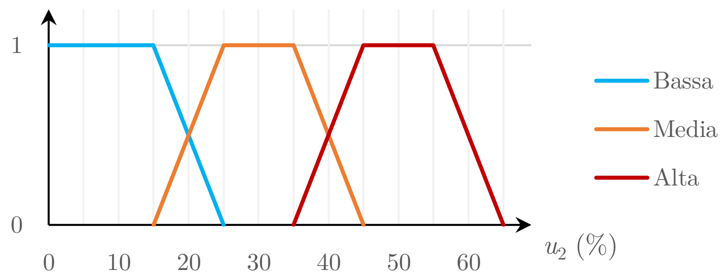


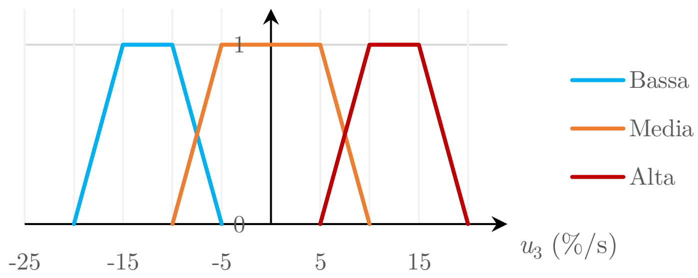
Procediamo con la fuzzificazione delle tre variabili di input sulla base dell'esperienza e della conoscenza del dominio applicativo. Abbiamo i seguenti tre input:

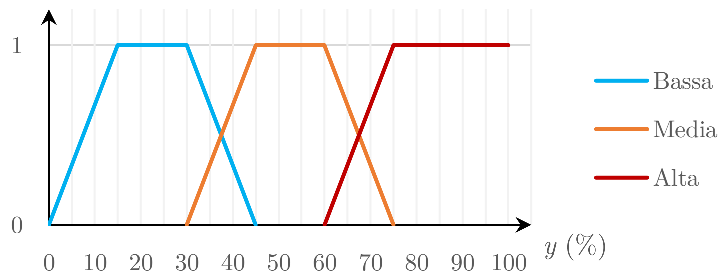
- la temperatura T, che varia nell'insieme universo $U_1 = [-5, +60]$°C;
- l'umidità U, che varia nell'insieme universo $U_2 = [0, 100]\%$;
- la derivata dell'umidità $\dot{U}$, che varia nell'insieme universo $U_3 = [-20, +20]\,\frac{\%}{\mathrm{s}}$.

Il sistema ha come unico output l'apertura dell'elettrovalvola E, che varia nell'insieme universo $Y = [0, 100]\%$. Realizziamo, quindi, le sfocature per i tre insiemi; in particolare per U_1, siccome ci interessa soltanto se la temperatura è bassa (per irrigare poco), realizzeremo un'unica sfocatura.









Rappresentiamo qualitativamente il comportamento del sistema che vorremmo nella seguente tabella.

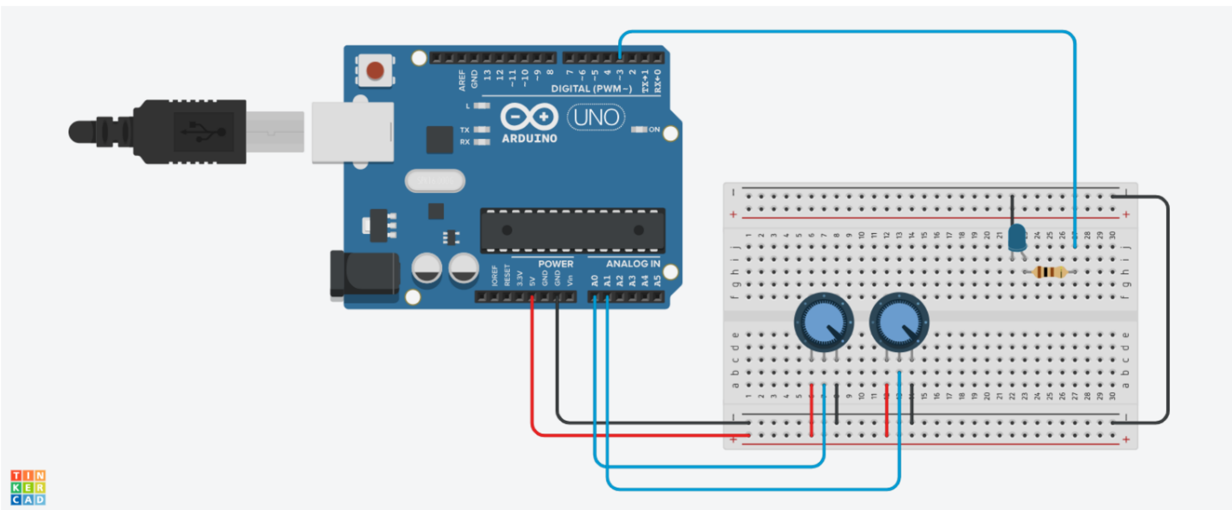
T	U	$\dot{U}$	E
Bassa	$*$	$*$	Bassa
NOT Bassa	Bassa	Bassa	Alta
NOT Bassa	Bassa	Media	Media
NOT Bassa	Bassa	Alta	Bassa
NOT Bassa	Media	Bassa	Media
NOT Bassa	Media	Media	Bassa
NOT Bassa	Media	Alta	Bassa
NOT Bassa	Alta	$*$	Bassa

Traduciamo la tabella nel seguente insieme di regole fuzzy. Utilizziamo le parentesi tonde quando la regola diventa particolarmente ostica da leggere.

IF ***T*** *is* ***Bassa***, *THEN* ***E*** *is* ***Bassa***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Bassa***) AND ($\dot{\boldsymbol{U}}$ *is* ***Bassa***), *THEN* ***E*** *is* ***Alta***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Bassa***) AND ($\dot{\boldsymbol{U}}$ *is* ***Media***), *THEN* ***E*** *is* ***Media***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Bassa***) AND ($\dot{\boldsymbol{U}}$ *is* ***Alta***), *THEN* ***E*** *is* ***Bassa***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Media***) AND ($\dot{\boldsymbol{U}}$ *is* ***Bassa***), *THEN* ***E*** *is* ***Media***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Media***) AND ($\dot{\boldsymbol{U}}$ *is* ***Media***), *THEN* ***E*** *is* ***Bassa***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Media***) AND ($\dot{\boldsymbol{U}}$ *is* ***Alta***), *THEN* ***E*** *is* ***Bassa***
IF (NOT ***T*** *is* ***Bassa***) AND (***U*** *is* ***Alta***), *THEN* ***E*** *is* ***Bassa***

Anche se il numero minimo di regole che è necessario creare per realizzare il modulo inferenziale è pari al numero di sfocature dell'insieme Y per la variabile di output E, cioè tre, creare più regole consente una manutenzione più semplice per un eventuale intervento futuro sul sistema. Si può notare come ogni regola corrisponda a una riga della tabella sovrastante, che serve come documentazione del sistema fuzzy.

Lo schema del circuito di testing è rappresentato qui sotto.



Il potenziometro sull'ingresso analogico A0 rappresenta la temperatura e quello su A1 l'umidità; il calcolo della velocità di variazione dell'umidità avviene direttamente nello sketch irrigazioneFuzzy.ino. Il diodo LED blu rappresenta l'apertura dell'elettrovalvola: a una maggiore apertura corrisponderà una maggiore emissione di luce. Il resistore per la limitazione della tensione sul diodo ha un valore resistivo di 100Ω.

4. Vantaggi e svantaggi nell'uso di un sistema fuzzy

I sistemi di controllo fuzzy consentono di gestire in modo semplice qualsiasi tipo di legame fra le variabili di input e output, anche **relazioni non lineari** che non è necessario conoscere. Questo è reso possibile dalla definizione di **regole qualitative**, anziché quantitative, che consentono di dare prestazioni migliori su sistemi complessi. Inoltre, la definizione di regole sfumate **risolve il problema dei disturbi** legati al rumore; piccole oscillazioni nelle letture non causano alcun problema al sistema di controllo. Viceversa, in un sistema di controllo standard è necessario conoscere bene le caratteristiche di evoluzione del sistema da controllare, al fine di impostare accuratamente i parametri per governarlo (e.g. il regolatore PID); inoltre, se non gestite adeguatamente, le oscillazioni possono provocare seri problemi alla stabilità del sistema.

Tuttavia, diversamente da quelli classici, i sistemi fuzzy **non possiedono ancora una loro teoria** per la progettazione dei sistemi, ad oggi basata unicamente sull'esperienza del progettista e sulla conoscenza del dominio applicativo. Un altro svantaggio nell'utilizzo di questi sistemi è la **scarsa possibilità nel raggiungimento di alti livelli di precisione**; inoltre, per sistemi complessi può risultare particolarmente **ostica l'interpretabilità**, ossia la capacità di spiegare le motivazioni del comportamento del sistema nelle varie situazioni che si possono presentare, che, in alcuni settori (e.g. medico) è richiesta a norma di legge.

Bibliografia

Luca Bortolussi (2003), *Tecniche di Rappresentazione e Gestione della Conoscenza Incompleta*

Ying Bai, Dali Wang (2007), *Fundamentals of Fuzzy Logic Control – Fuzzy Sets, Fuzzy Rules and Defuzzifications*