

Fuzzy Filter Network

A fuzzy szűrőhálózat (Fuzzy Filter Network, FFN) lényegében egy fuzzy következtetőgép jellegű osztályozó, mely egy módosított radiális bázisfüggvényes (RBF) hálózaton alapszik. Az alapötlet az, hogy az RBF architektúrájában az egyes neuronok kimeneteit ne súlyozottan összegezzük, hanem egyszerűen keressük meg a bemenetekre legnagyobb kimeneti értéket adó neuront. Ha a neuronra mint (Gauss tagsági függvényrel reprezentált) fuzzy szabályra tekintünk, így a bemenetekre leginkább illeszkedő szabályt kapjuk meg, amihez rendelt kimeneti érték lesz a minta legvalószínűbb osztálya.

Az egyes neuronok középponti és szélességi paraméterei (melyek a Gauss függvényhez szükségesek) a tanítómintákból származtathatók klaszterezéssel. Minden neuron tárol tehát egy adott szűrési szabályt a [középpont, szélesség (σ) és osztálycímke] paraméterekkel.

Megjegyzés: a Gauss függvényben alkalmazott $d(\cdot)$ távolságmérték gyanánt érdemes a Mahalanobis távolságot alkalmazni RGB és HSV színterek esetén, viszont LUV vagy LAB színterek esetén használjuk az euklideszi távolságot is:

$$d(A, B) = \|A - B\| = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (A_i - B_i)^2}$$

ahol A_i és B_i az A és B 1D (adat)vektorok i . elemei; és N az A és B hossza (dimenziója).

Összességében tehát csak az RBF kimeneti rétegét kell jelentősen módosítani, ahol az RBF általában a neuronok kimeneteinek súlyozott összegét számolja ki: ehelyett az FFN architektúrában a neuronok kimeneteinek legmagasabb értékét határozza meg. Így míg az eredeti rendszerben a kimenet egyszerűen a rejtett rétegben lévő neuronok kimenetének súlyozott összege; az FFN-ben a kimenet a legnagyobb kimenettel rendelkező neuron kategóriája avagy osztálya, vagy más szóval az a szabályosztály, amely a legjobban hasonlít a bemeneti adatokhoz:

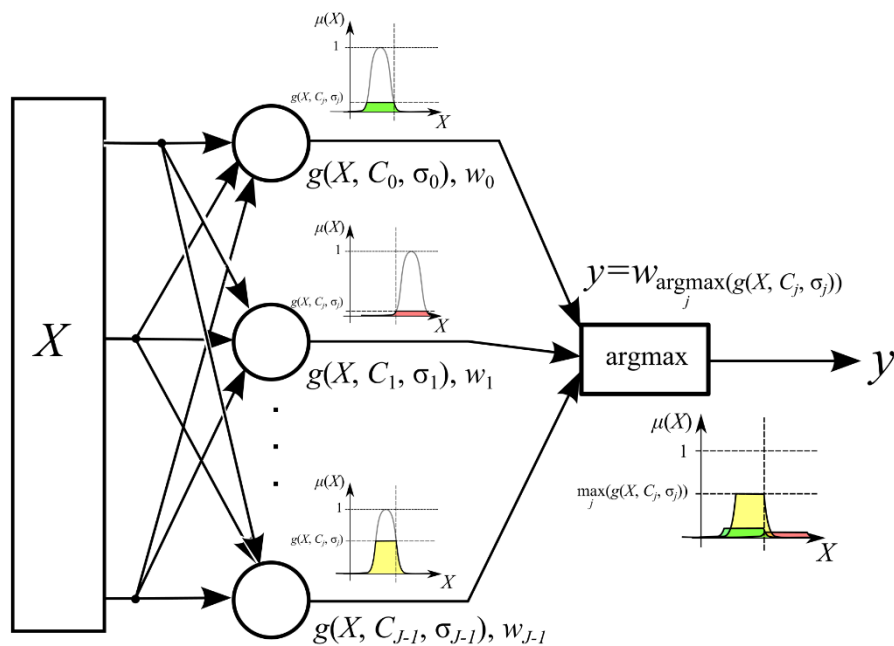
$$y = \begin{cases} w_{\underset{\forall j}{\operatorname{argmax}}(g(x, C_j, \sigma_j))} & \text{if } g(x, C_j, \sigma_j) \geq \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ahol az 1D w vektor az egyes neuronokhoz rendelt osztálycímkeket tárolja, θ egy tetszőleges küszöbérték; C_j és σ_j pedig a j . neuron középpontja és szélessége. Az $\operatorname{argmax}(\cdot)$ függvény a legnagyobb számított Gauss-függvényértékhez tartozó j indexet adja vissza. A küszöbérték $\theta \in [0, 1]$ az osztályozó érzékenységének beállítására szolgál: az alacsonyabb θ értékek lazább hasonlóságot tesznek lehetővé, míg a magasabb küszöbértékek esetén csak azokat a kimeneteket fogadjuk el, amikben nagyon biztos a rendszer (magas a neuron kimeneti értéke).

Az alábbi ábra a Fuzzy Filter Network architektúráját szemlélteti, ahol X a bemeneti paraméterek vektora (N attribútum problémáját feltételezve); C_j és σ_j a j . neuron középpontja és szélessége ($j \in [0, J-1]$, J a neuronok összes száma); és $g(x; C_j; \sigma_j)$ a j . neuron Gauss-aktivációs függvényét jelöli:

$$g(X, C_j, \sigma_j) = e^{-\frac{\|X - C_j\|^2}{2 \cdot \sigma_j^2}}$$

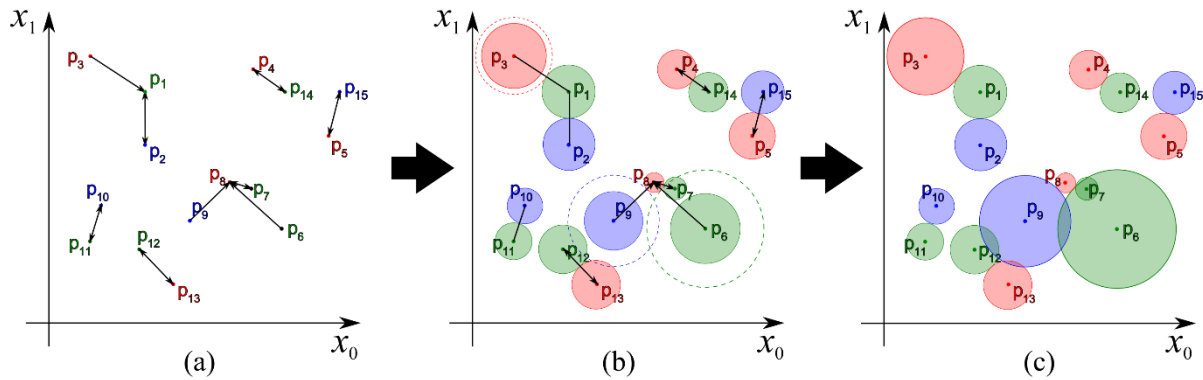
Megjegyzések: A $g(x; C_j; \sigma_j)$ által számított érték egyaránt szolgálhat közelségi mértékként és fuzzy tagsági függvényértékként, amely megmutatja, hogy az adott x bemenet milyen mértékben része az adott j . szabályt alkotó adott fuzzy halmazoknak. Így jelezheti, hogy a rendszer mennyire biztos az adott y kimenettel kapcsolatban.



Tanítás

A szabályparaméterek meghatározása (azaz a hálózat betanítása) történhet úgy, hogy az összes betanítási adatpontot közvetlenül felhasználjuk (középpontként az adatminták értékeit állítjuk be ($C_j = x_j$ minden j -re), és a sugarakat vagy a tanító mintahalmazból (a nem azonos osztályba tartozó adatpontok közötti távolságok alapján), vagy egyetlen, egységes sugármérték használatával).

Fontos azonban megjegyezni, hogy a betanítási adatminták mennyisége nagyon magas lehet, ami jelentősen lelassíthatja a hálózat működését. Azokban az esetekben, amikor a hálózatot egy ciklusban használják (például online képfeldolgozás során), a hálózat működési sebessége nagyon fontos. A szabályok halmazának kezelhetőbbre csökkentésének egyik hatékony módja a klaszterezés.



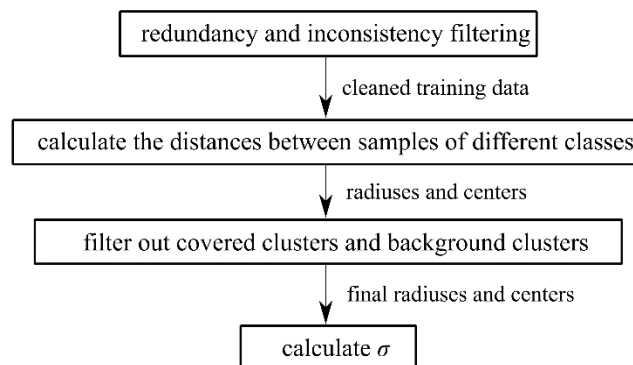
Az osztályozó tanítása, azaz a fuzzy szabályok meghatározása a tanítóminták klaszterezésével történik:

- Minden tanítómintát tekintsünk egy-egy klaszternek, aminek a középpontja a minta koordinátái. Ezután minden klaszterre nézve meghatározzuk annak középpontjának távolságát a legközelebbi, vele nem egyező osztályba tartozó klaszter középpontjához képest.
- Beállítjuk a klaszter sugarának értékét ennek felére.
- Megvizsgáljuk, hogy mely klaszterek sugarát lehet még növelni: az egyes klaszterekre nézve ha a legközelebbi, nem vele azonos osztályba tartozó klaszter sugara kisebb, mint a távolság fele, akkor a különbséget adjuk hozzá a vizsgált klaszterhez.
- Eltávolítjuk azokat a klasztereket, amiket legalább 80%-ban lefed egy másik, ugyanazon osztályba tartozó klaszter.

Végül meghatározzuk a fuzzy szabályokat: minden j klaszter meghatároz 1 szabályt, melynek C_j középpontja a klaszter közepe, a σ_j (szélességi) érték pedig a klaszter r sugarából adódik::

$$\sigma = \sqrt{\frac{(-1) \cdot r_j^2}{2 \cdot \ln 0.5}}$$

Az FFN osztályozó képfeldolgozásra (színárnyalatok felismerésére, és ezzel pl. objektum keresésre) történő használata esetén az első lépés a képből a megfelelő színhármasok kinyerése. Ez legegyszerűbb esetben történhet úgy, hogy a felhasználó manuálisan megjelöli az egyes osztályokhoz tartozó területeket egy fekete alapú maszk képen különböző (adott) színekkel, amit a rendszer automatikusan kigyűjt a képből. Ezután redundancia (azaz azonos értékű és osztályú mintapontok ismétlődése a mintahalmazban) és inkonzisztencia (azaz azonos értékű, de különböző osztályú mintapontok ismétlődése a mintahalmazban) szűrés történik annak érdekében, hogy a tanító halmazból eltávolítsuk a felesleges (és potenciálisan problematikus) elemeket.



Ezután következhet a klaszterező algoritmus, azaz a távolságok és sugarak kiszámítása, és a felesleges klaszterek eltávolítása.

Kapcsolódó publikációk:

Tusor, B., Várkonyi-Kóczy, A.R.: "A Hybrid Fuzzy-RBFN Filter for Data Classification", *Advanced Materials Research*, Vol 1117 (2015), pp. 261-264, 2015.

Tusor, B., Várkonyi-Kóczy, A.R.: "A Rule-based Filter Network for Multiclass Data Classification", in *Proc. of the 2015 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conf., I2MTC 2015, Pisa, Italy, May 11-14*, pp. 1102-1107, 2015.

Várkonyi-Kóczy, A.R., Tusor, B., Bukor, J.: "Data Classification based on Fuzzy-RBF Networks," In: *Valentina Emilia Balas, Lakhmi C Jain, Branko Kovačević (eds.) Advances in Intelligent Systems and Computing*; (357), Berlin; Heidelberg: Springer Verlag, 2015. pp. 829-840, ISBN:978-3-319-18415-9.

Tusor, B., Varkonyi-Koczy, A.R., Bukor, J.: "A Parallel Fuzzy Filter Network for Pattern Recognition," In book: *Recent Advances in Technology Research and Education*, Springer International Publishing, January 2019, pp. 275-282, DOI: 10.1007/978-3-319-99834-3_36.