



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA
BARCELONATECH

TREBALL DE FI DE GRAU

Titulació: Grau en Enginyeria Informàtica

Especialitat: Computació

***Disseny i implementació d'una
metodologia per a construir sistemes
difusos clàssics de forma automàtica a
partir de models FIR***

Autor: Francesc Xavier Orozco Diu

Director: Àngela Nebot Castells

Codirector: Francisco Mugica Alvarez

Resum

L'objectiu d'aquest projecte és desenvolupar una nova metodologia que actua com a extensió de la tècnica de raonament inductiu difusa (FIR). La idea principal és ampliar la capacitat de modelització de la metodologia FIR permetent que aquesta treballi amb regles difuses clàssiques.

D'una banda, aquesta nova metodologia és capaç de construir automàticament regles difuses a partir d'un conjunt de regles patró obtingudes per FIR. D'altra banda, ofereix la predicció del comportament de sistemes mitjançant l'ús d'un sistema mixt d'inferència que aprofita la incertesa inherent a les dades.

En aquest treball, a part d'implementar aquesta metodologia en el llenguatge de programació Matlab, s'ha testejat i aplicat al modelat de diferents problemes, tant *benchmarks* com sistemes reals.

Paraules clau

Lògica difusa, Raonament inductiu difús, Sistema d'inferència difusa, Mamdani, Sugeno, Model híbrid

Taula de continguts

1 Introducció	7
1.1 Descripció del projecte	7
1.2 Context	7
1.3 Actors implicats	10
2 Estat de l'art	11
3 Formulació del problema	14
3.1 Objectius del projecte	15
4 Abast	16
4.1 Abast del projecte	16
4.2 Possibles obstacles	16
5 Conceptes i tecnologies del projecte	17
5.1 Introducció a la lògica difusa	17
5.2 Fuzzy inductive reasoning (FIR)	18
5.3 Fuzzy inference systems (FIS)	22
5.3.1 Sistema d'inferència Mamdani	23
5.3.2 Sistema d'inferència Sugeno	25
5.4 Tecnologies usades en el projecte	28
5.4.1 Anàlisi d'alternatives	28
5.4.2 Matlab	28
5.4.3 Fuzzy toolbox de matlab	30
5.5 Coneixements aplicats	31
6 Disseny de l'aplicació	32
6.1 Funcionalitats de l'aplicació (requisits)	33
7 Implementació de l'aplicació	34
7.1 Generació dels models FIS a partir del model FIR	34
7.1.1 Generació del model de tipus Mamdani	35
7.1.2 Generació del model de tipus Sugeno	38
7.2 Implementació de la predicció per als models generats	40
7.3 Implementació de la predicció mixta	43
8 Anàlisi dels resultats	46
8.1 Dades de consum d'energia a edificis	46

8.1.1	Descripció del problema	46
8.1.2	Resultats	47
8.2	Conclusions	48
9	Metodologia i rigor	48
9.1	Metodologia de treball	48
9.2	Eines per el desenvolupament	49
9.3	Seguiment del projecte	49
9.4	Validació del projecte	49
10	Planificació temporal	50
10.1	Calendari	50
10.2	Fases del projecte	50
10.2.1	Planificació del projecte	50
10.2.2	Familiarització amb matlab	50
10.2.3	Estudi de la metodologia FIR i dels sistemes difusos clàssics	51
10.2.4	Primera fase del desenvolupament	51
10.2.5	Segona fase del desenvolupament	52
10.2.6	Anàlisi de resultats	52
10.2.7	Tasques paral.leles	52
10.3	Desviacions i plans alternatius	53
10.4	Recursos	54
10.5	Diagrama de Gantt	54
10.6	Desviacions patides durant el projecte	55
11	Gestió econòmica	55
11.1	Identificació dels costos	55
11.2	Estimació dels costos	56
11.2.1	Costos directes	56
Cost de les eines de hardware		57
11.2.2	Costos indirectes	58
11.2.3	Costos de control de gestió	58
11.2.4	Cost total	58
12	Sostenibilitat i compromís social	60
12.1	Matriu de sostenibilitat	60
12.2	Avaluació de sostenibilitat	60
12.2.1	Dimensió econòmica	60
12.2.2	Dimensió social	61
12.2.3	Dimensió ambiental	61

13 Conclusions	62
13.1 Dificultats	62
13.2 Integració de coneixements	62
13.3 Conclusions	63
13.4 Futur del projecte i possibles millores	63
14 Referències	65
ANNEXOS	69
Annex A: Exemple de fitxer “.fis”	69
Annex B: Diagrama de Gantt inicial	71

Índex de figures

Figura 1. Diagrama del procés d'identificació de models	9
Figura 2. Esquema dels components principal de la metodologia FIR	20
Figura 3. Procés de l'obtenció de la base de regles patró de la metodologia FIR	22
Figura 4. Procés de predicció del FIR	23
Figura 5. Conjunt retallat (a) i escalat (b)	25
Figura 6. Estructura bàsica d'inferència de Mamdani	27
Figura 7. Estructura bàsica d'inferència de Sugeno	28
Figura 8. Captura de pantalla de l'entorn MATLAB	30
Figura 9. Captura de pantalla del fuzzy logic designer.	31
Figura 10. Esquema de la predicció mixta	33
Figura 11. Exemple de les dades d'entrada	36
Figura 12. Esquema d'identificació de les regles difuses de Mamdani	37
Figura 13. Codi utilitzat per al càlcul de la mitja de la membership	38
Figura 14. Una variable ja identificada amb les seves funcions de membership	39
Figura 15. Esquema d'identificació de les regles difuses Sugeno	40
Figura 16. Exemple de variable de sortida del model Sugeno	41
Figura 17. Dades d'entrenament	42
Figura 18. Resultats d'aplicar el model Mamdani.	43
Figura 19. Malla de regles difuses obtingudes d'un model Mamdani	44
Equació 1. Formula de la distància	45
Equació 2. Normalització de la distància	46
Equació 3. Funció per a la predicció mixta	46
Figura 20. Error obtingut amb cada metodologia per al problema 1	48
Figura 21. Temps estimat originalment per a cada tasca	54
Figura 22. Cost de recursos humans	57
Figura 23. Cost de les eines de hardware.	58
Figura 24. Cost de les eines de software.	58
Figura 25. Costos indirectes	59
Figura 26. Cost control de gestió	59
Figura 27. Cost total del projecte	60
Figura 28: Matriu de sostenibilitat	61

1 Introducció

1.1 Descripció del projecte

Aquest projecte es realitza com a Treball de Fi de Grau (TFG) d'Enginyeria Informàtica, en l'especialitat de Computació, a la Facultat d'Informàtica de Barcelona, Universitat Politècnica de Catalunya (UPC).

El projecte està formulat pels directors del projecte i està basat en l'article de recerca *Reasoning under uncertainty with FIR methodology* escrit pels mateixos [1].

Aquest projecte es centra en una branca del *Soft Computing*, anomenada Fuzzy Logic (FL), i es treballa amb metodologies de raonament inductiu difús (FIR) i metodologies difuses clàssiques per tal d'assolir una metodologia de predicció híbrida entre les dos metodologies anomenades prèviament, el qual ha de ser capaç de modelar sistemes no lineals amb la simplicitat dels sistemes de modelat difusos clàssics i amb una precisió similar a la del FIR.

Concretament s'implementarà en Matlab un algorisme capaç de transformar un sistema FIR en un sistema difús clàssic (Mamdani i Sugeno) i una metodologia híbrida amb les tres metodologies anomenades prèviament.

1.2 Context

El desenvolupament tecnològic de la humanitat està sustentat en el coneixement i enteniment de les lleis de la natura. A mesura que aquestes lleis han estat descobertes i compreses, l'home ha estat capaç d'inventar, primer eines, després màquines cada vegada més complexes, fins arribar a desenvolupar sofisticats sistemes com ara les naus espacials i les centrals nuclears. Durant el procés de comprensió, desenvolupament, ajust i/o control d'aquests sofisticats sistemes, ha resultat indispensable desenvolupar la capacitat d'identificar i construir models que els representin adequadament, per després simular la seva operació sota els diferents escenaris on s'espera, o es desitja, que els sistemes operin.

Encara que sempre és desitjable obtenir models analítics que capturin l'estructura del sistema sota estudi, això no sempre és possible o convenient. En algunes ocasions, no es compta amb la suficient informació per obtenir el valor correcte dels paràmetres i l'única possibilitat és fer estimacions poc precises d'ells, o bé eliminar-los mitjançant simplificacions excessives a l'estructura real del sistema, provocant amb això que el model obtingut resulti inadequat per a les finalitats que es requerien. En altres casos, la complexitat real del sistema pot resultar inabastable per la impossibilitat de donar una solució analítica al sistema d'equacions plantejat com a model. Aquest és el cas, per exemple, d'alguns sistemes de control no lineal que no compten amb una teoria matemàtica que ho resolgui.

Una alternativa a la construcció de models analítics és l'ús d'alguna de les tècniques del que es coneix com a identificació de sistemes, que es basen en mètodes inductius. En contrast amb els models analítics, que capturen l'estructura dels sistemes basant-se en les lleis físiques que els governen, la identificació de sistemes mitjançant models inductius es basa en capturar el comportament del sistema d'acord als diferents estats observats o experimentats. Les tècniques d'identificació de sistemes permeten construir models matemàtics de sistemes dinàmics a partir d'informació mesurada, el propòsit és capturar la dinàmica del sistema mitjançant un model de variables d'entrada i de sortida, trobant els paràmetres que les relacionen, o bé, descobrint les regles que governen el seu comportament.

Les dades d'entrada/sortida són registrades, o bé a partir d'un banc d'experiments d'identificació dissenyat per maximitzar l'obtenció d'informació respecte a les propietats que són d'interès per al modelador o, en el cas de no poder experimentar, a partir de les dades obtingudes del comportament que ha exhibit el sistema sota totes aquelles circumstàncies que s'han pogut observar i recopilar. En tots dos casos, la qualitat del model obtingut dependrà de manera contundent de la riquesa de la informació recopilada.

Una vegada que les dades estan disponibles cal determinar el millor model que representi a les dades (dintre dels possibles models que es poden arribar a obtenir). Per això, s'ha d'especificar una mesura de bondat com a criteri per a l'ajust del model (suma quadràtica d'errors, minimització de l'entropia, etc.).

Quan el model d'un sistema ha estat estimat és necessari validar-lo. La validació és el procés de provar en quina mesura el model estimat és prou bo per a l'ús que s'espera donar. Primer que res, cal verificar si el model satisfà el coneixement a priori del sistema. Després, mitjançant una seqüència de dades no utilitzada per al procés d'estimació, s'ha de verificar en quina mesura el model ajusta les

dades experimentals. A la figura 1 es presenta un diagrama del procés d'identificació de models proposat a [2].

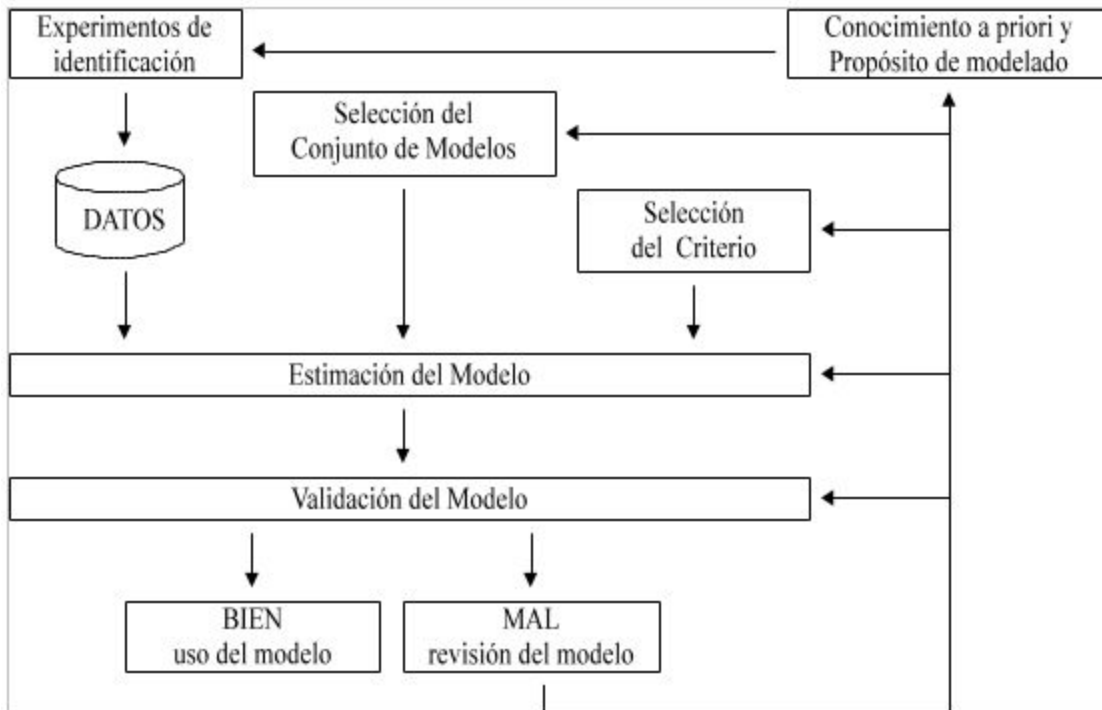


Figura 1. Diagrama del procés d'identificació de models

S'han proposat diferents mètodes inductius per identificar sistemes dinàmics. D'una banda, hi ha el grup dels mètodes clàssics que es basen fonamentalment en proposar funcions matemàtiques, per exemple polinomis, estimant els paràmetres d'aquestes funcions mitjançant algorismes d'optimització en els quals es minimitza la funció de cost seleccionada com a criteri. En funció de l'estructura del model matemàtic proposat, es compta amb mètodes com ara: ARX, OE, ARMAX, BJ, ARIMA, entre d'altres [3].

D'altra banda, tenim els paradigmes, dins de l'àrea de la intel·ligència artificial, que formen part del *Soft Computing* (computació flexible), com són per exemple les xarxes neuronals artificials, els algorismes evolutius, els sistemes de reconeixement de patrons, els sistemes difusos i el raonament inductiu difús. La principal virtut d'aquest segon grup de mètodes sobre el grup dels mètodes clàssics és la capacitat inherent que tenen per capturar i tractar les no-linealitats així com d'absorbir un gran nombre d'aspectes no modelables dels sistemes dinàmics complexos. El seu principal desavantatge és la gran

dependència d'heurístiques per determinar la configuració més apropiada, la qual cosa impedeix o dificulta la seva sistematització.

Aquest treball final de grau parteix de la metodologia del raonament inductiu difús (FIR - Fuzzy Inductive Reasoning). L'objectiu principal és vincular-la i conciliar-la amb el paradigma de sistemes difusos clàssics, dissenyant i implementant una metodologia híbrida que permeti, a partir del model FIR obtingut, sintetitzar dos models difusos clàssics, un Mamdani i l'altra Sugeno, i realitzar un procés d'inferència combinada amb els 3 models identificats. Aquesta metodologia híbrida pretén recollir els avantatges d'ambdues metodologies i intenta disminuir, tant com sigui possible, les seves respectives desavantatges. Té una gran rellevància en aquest treball l'objectiu de la sistematització i automatització del procés d'identificació. La metodologia híbrida FIR-Mamdani-Sugeno, tindrà com a finalitat tant la predicció com la classificació de sistemes. En aquest sentit, un objectiu també molt important d'aquest treball serà no només validar el disseny i la implementació desenvolupades, sinó també validar la pròpia metodologia mitjançant el seu ús en problemes tipus *benchmark* [4]. Els *benchmarks* són conjunts de dades obtinguts de problemes reals que estan a disposició de tota la comunitat científica amb la finalitat de poder comparar l'eficiència de diferents metodologies. Per altra banda, es pretén també fer servir la metodologia en problemes reals dels quals el grup de recerca SOCO disposa de dades enregistrades i analitzar els resultats obtinguts.

1.3 Actors implicats

Desenvolupador, dissenyador i beta tester

Les tasques de desenvolupador i dissenyador i beta tester han estat realitzades per mi, com a alumne, sempre amb l'ajut de la directora i el codirector del projecte.

Director i codirector del projecte

La directora del projecte és l'Àngela Nebot Castells i el codirector en Francisco Mugica Alvarez. El seu paper en aquest treball és el d'ajudar, guiar i fer possible la realització del projecte a part de supervisar que es compleixi amb els objectius definits.

Usuaris finals

El software resultant d'aquest projecte va destinat a qualsevol persona en l'àmbit acadèmic i de recerca que impliqui modelat de dades, o entitats finals que simplement vulguin fer ús del modelat de

dades i aplicar-ho per realitzar prediccions, com podrien ser empreses o organitzacions governamentals.

2 Estat de l'art

La metodologia de Raonament Inductiu Difús (FIR - Fuzzy Inductive Reasoning) ha demostrat ser una eina amb gran capacitat per identificar, modelar i simular sistemes dinàmics complexos mitjançant regles basades en patrons [5]. Aquestes regles basades en patrons permeten capturar el comportament de sistemes dinàmics complexos amb un bon grau de precisió.

La base dels sistemes difusos és la teoria de conjunts difusos, proposta originalment en [6], que proveeix un marc de treball matemàtic estricta per traslladar activitats conceptuals imprecises a càlcul operacional necessari [7]. No obstant això, una desavantatge de la lògica difusa és la manca de regles fixes per decidir les funcions de pertinença òptimes, el seu rang i el grau d'encavalcament [8].

Els sistemes difusos són útils quan els processos són massa complexos per a l'anàlisi amb tècniques quantitatives convencionals o quan la informació sobre el procés és qualitativa, inexacta o incerta [9]. Un sistema d'inferència difús pot modelar els aspectes qualitius dels processos humans de coneixement i raonament sense emprar una anàlisi precisa [10].

Per construir un sistema d'inferència difús es pot comptar amb dos tipus d'informació: dades lingüístiques obtingudes d'humans experts o dades numèriques mesurades amb instruments [11]. Encara que als sistemes difusos els resulta natural el primer tipus de coneixement, existeixen encara grans dificultats durant la fase d'adquisició del coneixement a través d'entrevistes amb experts humans [12].

A més, els mètodes que existeixen per transformar el coneixement i l'experiència d'un humà en una base de regles per a un sistema d'inferència difús no han pogut ser completament automatitzats a causa de la gran necessitat d'utilitzar coneixement heurístic durant el procés d'ajust. Més encara, és difícil aplicar sistemes lingüístics difusos a problemes amb moltes variables d'entrada ja que el nombre de regles creix de manera exponencial i es torna difícil verificar la seva continuïtat, completesa i consistència [8]. És necessari comptar amb mètodes efectius per sintonitzar les funcions de pertinença, així com per minimitzar l'error de sortida o maximitzar l'índex d'acompliment [10].

S'han proposat un bon nombre de mètodes de construcció automàtica de regles a partir d'informació numèrica [10, 11, 13, 14, 15], però no hi ha una línia clara en la qual, a partir de certa idea, es vagi refinant una alternativa en particular. El tema sembla ser abordat en paral·lel des de propostes substancialment diferents més que desenvolupaments en sèrie a partir d'idees plenament acceptades per la comunitat científica. La present tesi proposa un enfocament amb base en el raonament inductiu difús.

Fent una recerca bibliogràfica s'han analitzat diferents mètodes de construcció automàtica de regles difuses. Aquests mètodes es poden classificar en tres grups segons el paradigma utilitzat: algorismes genètics, xarxes neuronals artificials i sistemes difusos.

Es poden utilitzar algorismes genètics per sintonitzar els paràmetres d'un sistema difús. En la literatura trobem diferents treballs en aquesta línia, com el de Abdollah Homaifar [13] on s'intenta sintonitzar més d'un paràmetre de manera simultània, utilitza un algoritme genètic per al disseny simultani de les funcions de pertinença i de les regles difuses. En un altre treball, Hisao Ishibuchi proposa un algoritme genètic per a seleccionar un nombre petit de regles difuses [14]. Aquest mètode suposa l'existència d'una extensa base de regles difuses de la qual intenta eliminar totes aquelles regles que no són imprescindibles. Un altre recerca proposa l'extracció de regles difuses a partir de les dades d'entrada / sortida utilitzant un algoritme genètic [16], on també s'omet la sintonització de la resta dels paràmetres.

Les xarxes neuronals artificials (ANN) són un altre paradigma que pot ser utilitzat per a sintonitzar els paràmetres d'un sistema difús. En [17] es presenta un esquema de control neuro-difús amb autoaprenentatge. Proposa una xarxa neuronal artificial (ANN) amb aprenentatge robust, tolerant a falles i adaptable, però exclusiu per a sistemes dinàmics amb retards. En [15] es proposa una ANN per aprenentatge incremental, permet adquirir nou coneixement sense afectar el ja existent. Aquest mètode no sintonitza paràmetres, la mateixa xarxa neuronal artificial adaptable és un sistema d'inferència que genera els valors de sortida.

En Hisao Ishibuchi proposa una ANN que aprèn de regles IF-THEN obtingudes d'experts [11]. És una xarxa neuronal artificial amb arquitectura multicapa que sintonitza els seus pesos per imitar les regles que proporciona l'expert. Una altra proposta molt destacada és el mètode ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) de Roger Jang [10], on el coneixement s'adquireix en part de dades numèriques i en part d'un expert.

En Kumpati Narendra [18, 19], proposa un mètode per a control de sistemes dinàmics no lineals amb xarxes neuronals artificials. Un treball més en aquesta direcció i sota aquest paradigma és el que es presenta a [20], a on s'utilitza una Dynamical-Adaptive Fuzzy Neural Network (D-AFNN) per aprendre la dinàmica de sistemes. És un sistema d'inferència neuro-difús de tipus Sugeno amb funcions polinomials.

Existeixen altres propostes a la literatura que tenen el mateix propòsit, però utilitzen mètodes substancialment diferents. Tal és el cas de [21], on es presenta un mètode basat en la transició de cel·les d'estat a hiperplans difusos. Donat un conjunt de dades amb vaguetat i incertesa, aquesta eina permet generar regles que garanteixen l'estabilitat i robustesa de sistemes dinàmics difusos en cicle tancat.

Un altre treball proposa representar un sistema difús utilitzant una formulació matricial [22], la qual permet donar un tractament unificat als diferents tipus de regles i mecanismes d'inferència proposats. L'inconvenient d'aquest mètode és que parteix del fet que hi ha un sistema difús que pot ser representat de manera matricial. Sota aquesta mateixa línia, en [23] es presenta un mètode que utilitza la teoria de grafs dirigits etiquetats per representar les relacions causa-efecte entre les variables d'un sistema.

Dins el paradigma dels sistemes difusos s'han proposat diversos mètodes de construcció automàtica de regles. Hi ha una línia d'investigació que consisteix a activar i inhibir hiperplans difusos i, a partir d'ells, generar la base de regles. Va ser proposada inicialment a [24], on s'utilitza una xarxa neuronal artificial. En [12] es presenta un sistema difús que persegueix el mateix objectiu, però amb un cost computacional molt menor.

L'article [25] està basat en aquest treball de Shigeo Abe [12], i es centra en l'extracció o selecció de característiques per determinar els hiperplans difusos més rellevants sota la suposició que, per a qualsevol conjunt de hiperplans donat, hi ha un subconjunt que conté les característiques més rellevants del conjunt de hiperplans original.

Un mètode més, dins el paradigma dels sistemes difusos, és el proposat per Yi Lu [26] amb el qual es generen el conjunt de regles. Aquest mètode proposa dos algorismes. El primer permet sintonitzar les funcions de pertinença i el segon generar el conjunt de regles difuses. Un altre mètode que sintonitza únicament les funcions de pertinença d'un sistema difús és proposat a [8].

El mètode proposat per Ken Nozaki [9, 27] per a la construcció de multi regles difuses és senzill i poderós, però pateix de ser molt heurístic. En [28] es presenta un mètode per a la correcció del control difús modificant el conjunt de regles, per a això es requereix l'existència de la base de regles. A [29] es proposa un algoritme adaptable per aprendre la conducta d'un sistema a un nivell intermedi; després, es converteix aquest conjunt de regles difuses en un conjunt de regles convencional.

L'article [30] proposa un mètode per a l'extracció de regles difuses a partir d'exemples. Aquest mètode estén el seu algoritme a inducció no difusa, tracta atributs i conclusions no difuses (nombres reals).

El mètode proposat per Tomohiro Takagi i Michio Sugeno a [31], basat en raonament difús multidimensional, és una eina excel·lent per construir models difusos de sistemes dinàmics. En [32] s'estén aquest mètode cap a la identificació de l'estructura d'un sistema. En [33] es presenta un algoritme de sintonització automàtica de diversos paràmetres d'un sistema difús tipus Sugeno: el rang de les funcions de pertinença, el seu encavalcament i els conseqüents de les regles difuses.

Un element que ressalta en aquest estudi bibliogràfic és que les metodologies proposades no tenen consideracions respecte a la selecció de variables que governen el comportament del sistema sota estudi. Pràcticament en tots els casos, es parteix d'un conjunt de variables molt petit i es deixa de banda el tractament dels retards temporals que s'han de considerar i que són fonamentals per tractar sistemes dinàmics. En termes generals, els mètodes proposats assumeixen estructures preconcebudes simples intentant ajustar els paràmetres del sistema difús o bé de les funcions de pertinença, o bé dels pesos i nombre de regles difuses aplicades.

Els resultats d'aquest estudi es resumeixen en que no existeix un mètode que compleixi amb els requisits del problema que es pretén resoldre en aquest treball de recerca. Això es deu al fet que el punt de partida d'aquesta tesi és una base de regles basades en patrons generada mitjançant la metodologia FIR on les variables, les seves particions i les seves funcions de pertinença ja estan definides per el model FIR prèviament identificat. A més, aquestes regles basades en patrons tenen algunes característiques particulars que poden ser aprofitades, com es veurà més endavant.

3 Formulació del problema

Un cop coneixem el projecte que es realitza, és convenient saber per què es realitza, és a dir quin és el problema que intenta resoldre.

El principal inconvenient que presenta la metodologia FIR és que la base de *regles patró* (regles difuses basades en patrons) que genera pot ser molt gran, reduint la comprensió del model i per tant la comprensió del comportament del sistema, cosa que dificulta la seva utilitat com a eina per la presa de decisions.

D'altra banda els models difusos clàssics es componen per regles difuses i aquestes existeixen en menor quantitat (ja que representen una superfície sense gruix), fent dels models resultants molt més simples, això sí, amb certa disminució de la precisió en la predicció, si els comparem amb els models FIR.

L'objectiu principal d'aquest treball és dissenyar i implementar una metodologia híbrida que permeti, a partir del model FIR obtingut, sintetitzar dos models difusos clàssics, un Mamdani i l'altra Sugeno, i realitzar un procés d'inferència combinada amb els 3 models identificats. Aquesta metodologia híbrida pretén recollir els avantatges d'ambdues metodologies i intenta disminuir, tant com sigui possible, les seves respectives desavantatges. Aquesta nova metodologia preserva al màxim el coneixement sintetitzat en el conjunt de regles patró en una base de regles difusa compacta. En aquest procés es perd precisió, però la robustesa s'incrementa considerablement. El nivell de precisió que es perd dependrà de la quantitat d'incertesa que té el sistema estudiat.

3.1 Objectius del projecte

Els objectius del treball final de grau s'enumeren a continuació:

- Estudi de la metodologia del raonament inductiu difús (FIR - Fuzzy Inductive Reasoning).
- Estudi i familiarització amb el llenguatge de programació MATLAB

- Disseny, implementació i validació de la metodologia que a partir d'un model FIR, identifiqui i optimitzi un model difús clàssic tipus Mamdani i un de tipus Sugeno de forma automatitzada.
- Disseny, implementació i validació del procés d'inferència híbrida FIR-Mamdani-Sugeno amb els tres models obtinguts.
- Validar la metodologia híbrida implementada aplicant-la a problemes *benchmark* i a dades reals que tenim disponibles en el grup de recerca SOCO.
- Anàlisi dels resultats obtinguts amb la metodologia implementada en els diferents problemes treballats.

4 Abast

4.1 Abast del projecte

L'abast d'aquest projecte principalment consisteix en el desenvolupament d'una metodologia mixta per obtenir un procés d'inferència híbrida FIR-Mamdani-Sugeno. El treball contempla tant el desenvolupament del software final com l'aprenentatge dels aspectes tècnics tractats i del posterior ús del software resultant i anàlisis d'aquest.

La primera tasca d'aquest projecte és com a estudiant, estudiar i aprendre la metodologia del raonament inductiu difús en certa profunditat per tal d'entendre i poder treballar amb fluïdesa amb els models resultants d'aplicar aquesta metodologia a un conjunt de dades. Tot i que la part més important d'aquesta tasca correspon a les primeres setmanes del projecte, l'aprenentatge es dur a terme durant tot el projecte fins a cert punt.

El gruix principal del projecte consisteix en dos parts. La primera dissenyar i implementar una metodologia que a partir d'un model FIR identifiqui un model difús clàssic tipus Mamdani i un model de tipus Sugeno de forma automatitzada i la posterior validació d'aquesta metodologia fent servir dades de test. La segona part consisteix en dissenyar i implementar una metodologia híbrida fent servir l'automatització mencionada anteriorment amb l'objectiu de realitzar un procés d'inferència híbrida

FIR-Mamdani-Sugeno, la que serà el producte final d'aquest projecte. Aquesta metodologia també es validarà amb dades de test.

Finalment s'aplicarà la metodologia híbrida a dades reals així com amb dades benchmark i s'analitzaran els resultats obtinguts per tal d'estudiar i comparar l'eficiència d'aquesta metodologia.

4.2 Possibles obstacles

Calendari

El principal possible obstacle és el temps, ja que aquest està limitat a només quatre mesos i jo treballa en una empresa a temps complet. S'han realitzat reunions periòdiques amb els directors per anar controlant el progrés del projecte.

Errors en el codi

El codi a desenvolupar de per si no deixa lloc a gaires errors, ja que les bases matemàtiques i la majoria d'algorismes estan ben establerts però tot hi així hi ha lloc a errors doncs la implementació i disseny d'aquest software requereix certs coneixements en profunditat sobre models difusos clàssics i la metodologia del raonament inductiu difús. Per això una part important del projecte consisteix en l'aprenentatge d'aquestes metodologies.

5 Conceptes i tecnologies del projecte

En aquest projecte es fan servir varis conceptes que requereixen de certa assimilació i formació. Donat que aquest projecte es centra en el àmbit de la lògica difusa s'aconsella tenir certes bases que aquesta secció pretén explicar. Per això durant la major part dels primers mesos s'ha estat estudiant i assimilant tots aquests conceptes per tal de dur a terme el projecte.

A continuació s'explicaran els coneixements, que com es veurà al llarg del projecte, seran la base d'aquest. S'explicaran de forma bàsica els conceptes de modelat i lògica difusa, i les tecnologies que s'han fet servir en el projecte, així com un anàlisi d'alternatives i dels coneixements aplicats.

5.1 Introducció a la lògica difusa

El concepte intuïtiu de conjunt clàssic és el d'un col·lecció d'objectes, reunits usualment mitjançant la referència a alguna propietat que els caracteritza. En la teoria de conjunts clàssica, un conjunt està ben definit si es pot determinar de manera absoluta si un element pertany o no al conjunt sense cap ambigüitat. Les persones són capaces de prendre decisions basades en informació imprecisa. Els conjunts difusos proveeixen una eina per representar aquesta informació, i poder així també construir un sistema d'ajuda per a la presa de decisions. Els conjunts difusos són un concepte que pot apropar el raonament computacional al raonament humà. La lògica difusa és una solució al problema d'intentar simplificar problemes complexos amb la lògica binària. Aquesta lògica es basa en la idea que donat un conjunt i un element, aquest pot, o bé estar, o no estar en el conjunt. És a dir, donada una aplicació que indica si un element pertany a un conjunt, només es poden obtenir dos valors: 0 (si no pertany) o 1 (si pertany). Encara que moltes vegades això serveix per a molts problemes de classificació, la veritat és que el pensament humà i molts problemes de la vida real no resulten tan senzills de classificar. Per exemple, en el cas de l'altura d'una persona. Si diem que considerem que una persona és alta a partir d'1.80m, estem dient que una persona que mesura 1.799m és baixa, però és correcte afirmar això? La lògica difusa ens dona una possible solució a aquest tipus de problemes.

La lògica difusa va ser introduïda en 1965 per Lotfi A. Zadeh [6], guiat pel principi que les matemàtiques poden ser usades per encadenar el llenguatge amb la intel·ligència humana. La teoria de conjunts difusos és un intent de desenvolupar una sèrie de conceptes per tractar d'una manera sistemàtica el tipus d'imprecisió que apareix quan els límits de les classes d'objectes no estan clarament definits. Després de la publicació de l'obra de Lotfi A. Zadeh, la Lògica Difusa començar a experimentar un auge i es van desenvolupar ràpidament aplicacions en base a ella.

Tradicionalment s'han utilitzat modificadors dels conjunts difusos als quals se'ls criden variables lingüístiques, equivalents al que en llenguatge natural serien els adverbis (alt, baix, calent, fred, etc). Una variable lingüística és aquella els valors són paraules o sentències en un llenguatge natural o artificial. D'aquesta manera, una variable lingüística és un mitjà per a traslladar qualsevol element que sigui massa complex, o del qual no tinguem una definició concreta a descripcions numèriques que poden ser tractades automàticament: relaciona o tradueix el procés simbòlic a procés numèric. Usant el principi d'extensió, moltes eines ja existents poden ser esteses per manejar variables lingüístiques, obtenint els avantatges de la lògica difusa en gran quantitat d'aplicacions.

En l'actualitat, una de les àrees d'aplicació més importants de la teoria de conjunts difusos i de la lògica difusa la componen els Sistemes Basats en Regles Difuses (SBRDs). Aquest tipus de sistemes constitueixen una extensió dels Sistemes Basats en Regles que fan ús de la lògica clàssica ja que empren regles del tipus "IF-THEN" en què els antecedents i conseqüents estan compostos per proposicions difuses en lloc de proposicions clàssiques.

5.2 Fuzzy inductive reasoning (FIR)

La metodologia de raonament inductiu difús (FIR), base d'aquest treball de final de grau, es basa en el paradigma del *General System Problem Solver* (GSPS) desenvolupat per G. Klir (2002) com a eina per a l'anàlisi general del sistemes.

FIR és una metodologia basada en dades que es centra en el comportament del sistema en lloc del coneixement estructural d'aquest. És capaç de trobar les relacions qualitatives entre les variables que componen el sistema a modelar i inferir el comportament futur d'aquest sistema. Per tant, és una eina molt útil per a la modelització i la simulació de sistemes per als quals no es disposa de coneixements estructurals a priori, com els sistemes biomèdics, biològics, ecològics, etc.[34,35]

La metodologia FIR conté dos processos principals: un motor de modelatge qualitatiu i un motor de simulació qualitativa. A la figura 2 es presenta un esquema dels components principals d'aquesta metodologia.

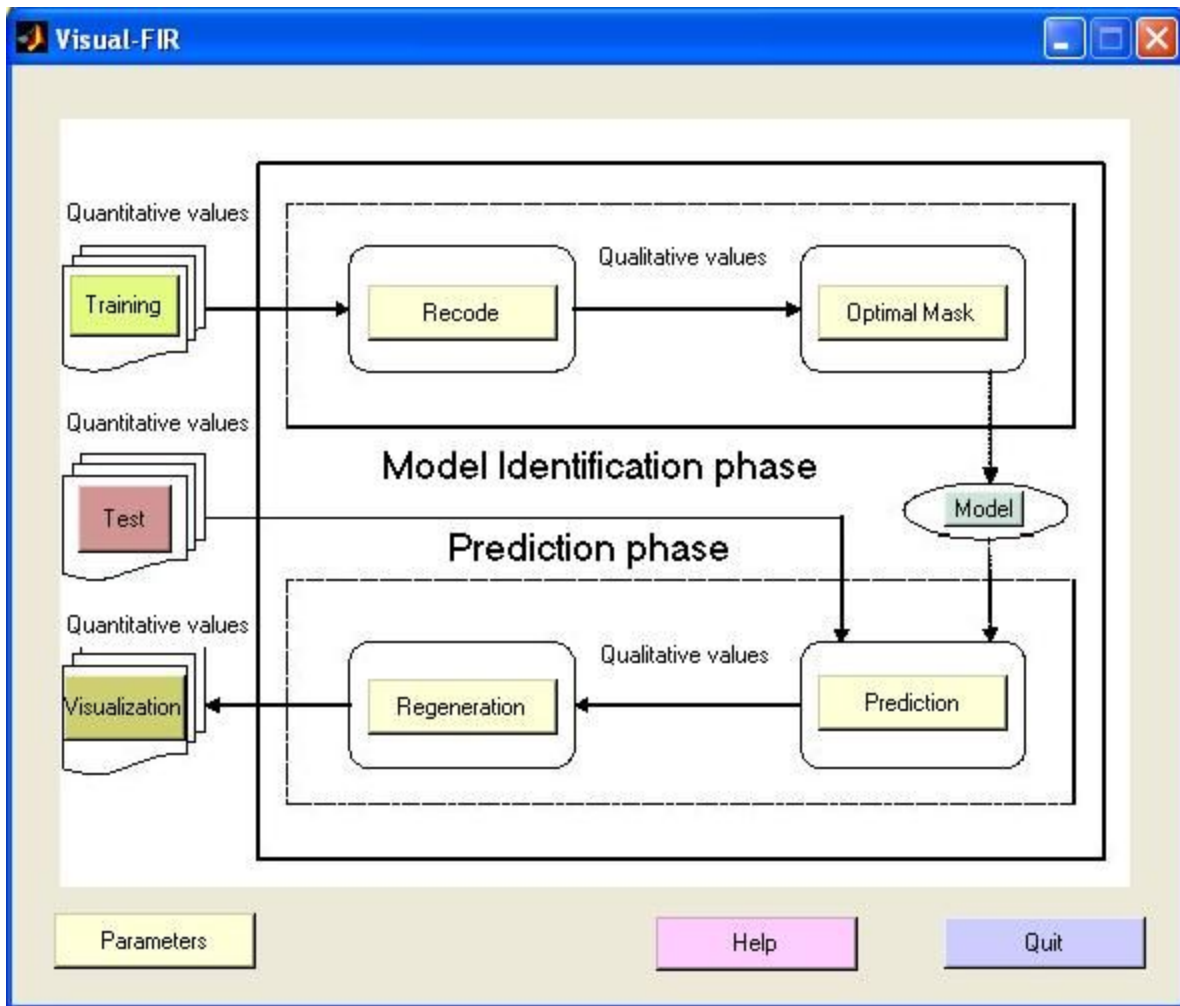


Figura 2. Esquema dels components principal de la metodologia FIR: Recode, Optimal mask, Prediction and Regeneration

Igual que qualsevol altra metodologia inductiva, FIR s'alimenta de dades mesurades a partir del sistema estudiat. Aquestes dades es converteixen en informació difusa qualitativa mitjançant la funció anomenada *Recode*. Aquesta funció converteix cada punt de dades quantitatiu en un tripleta qualitativa consistent en un valor de classe, un valor de pertinença i un valor de costat.

La fuzzificació es fa de manera que, per a qualsevol valor quantitatiu, existeixi exactament una funció de pertinença amb un valor superior a 0,5, que és la funció de pertinença que caracteritza la classe escollida. El valor de costat discerneix si el valor quantitatiu es troba a l'esquerra o a la dreta del màxim de la funció de pertinença associada. Per tal de convertir els valors quantitativs en triples qualitativs, és necessari proporcionar a la funció el nombre de classes en què s'ha de dividir l'espai, així com les fites que separen les classes veïnes les unes de les altres.

La funció de modelització qualitativa de la metodologia FIR (*Optimal Mask*) és responsable de trobar relacions causals entre variables, és a dir, obtenir allò que s'anomena màscara a la terminologia FIR. Una màscara no és més que una representació matricial de les relacions espacials i temporals entre les variables seleccionades. Per tant, el primer objectiu de la funció de modelització qualitativa de FIR és la selecció de les variables que poden representar de forma òptima el comportament d'entrada/sortida del sistema objecte d'estudi. L'objectiu és identificar un conjunt de variables d'entrada que formin una relació determinista tant com sigui possible amb la variable de sortida. Per tant, la màscara òptima és la que maximitza el poder predictiu del model qualitatiu. La qualitat de la màscara es calcula com el producte d'una mesura d'incertesa i una mesura de complexitat. La mesura d'incertesa es calcula mitjançant l'entropia de Shannon, mentre que la mesura de complexitat es calcula utilitzant la relació d'observació associada a la màscara que s'està analitzant.

Quan es completa l'anàlisi de la selecció de variables, la màscara trobada s'utilitza per obtenir el que en la nomenclatura FIR s'anomena matriu de comportament del sistema. Aquesta matriu pot ser interpretada com un tipus especial de màquina d'estats finits difusos que relaciona les entrades de la màscara amb la sortida de la màscara i es representa en forma d'un conjunt de regles difuses anomenades *Pattern Rule Base*. El procés d'obtenció de la base de regles patró es representa en la figura 3.

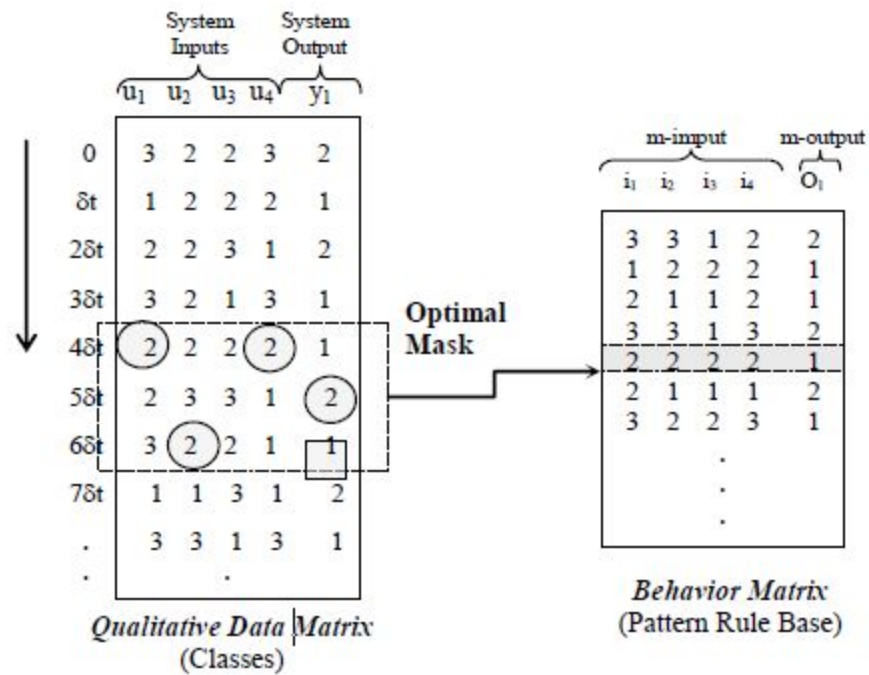


Figura 3. Procés de l'obtenció de la base de regles patró de la metodologia FIR

El quadre amb línia discontinua simbolitza la màscara que es desplaça cap avall al llarg de la matriu de valor de classe. Els "forats" ombrejats rodons indiquen les posicions de les entrades de la màscara, mentre que el "forat" ombrejat quadrat indica la posició de la sortida. Els valors de classe es llegeixen de la matriu de valor de classe a través dels "forats" de la màscara i es col·loquen al costat de l'altre a la matriu de comportament que es mostra a la part dreta de la figura 3. Cal remarcar la base de regles patró està formada per una tripleta de matrius, una que correspon al valor de la classe (que és la que es mostra en la figura 3), la corresponent al valor de pertinença i la corresponent al valor de costat.

Una vegada que la màscara i el conjunt de regles patró estan disponibles, les prediccions poden tenir lloc utilitzant el motor d'inferència FIR, que és una especialització del algorisme k-nearest neighbor que s'utilitza habitualment en el reconeixement de patrons. Aquest procés es sintetitza en la figura 4.

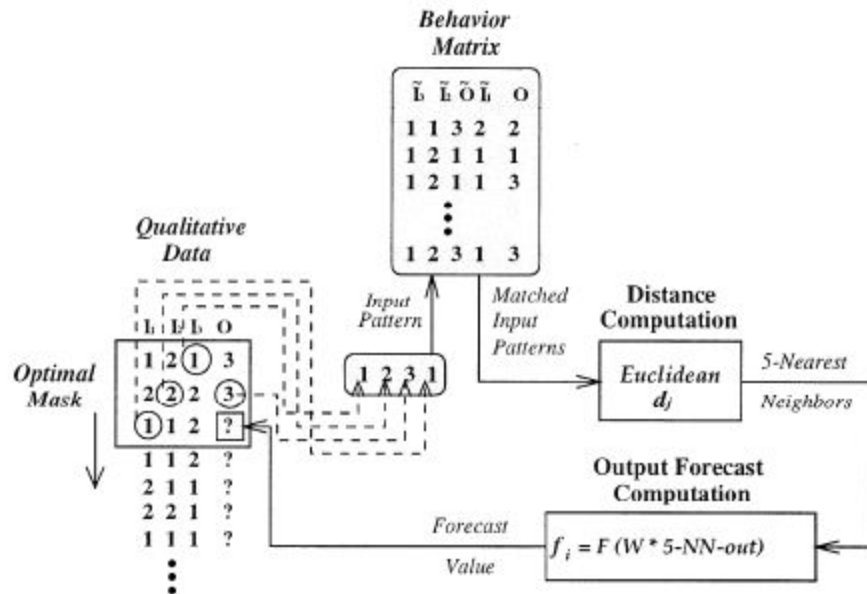


Figura 4. Procés de predicció del FIR

Utilitzant l'algorisme d'inferència difusa dels k veïns més propers, es comparen les funcions de pertinença i de costat de la nova entrada amb les de tots els enregistraments anteriors de la mateixa entrada qualitativa. S'identifiquen les k entrades amb les funcions de pertinença i costat més similars, que correspondran a les instàncies més properes. La predicció s'obté fent servir una mitjana ponderada de les sortides difuses dels k veïns més propers, tal com mostra la figura 4. Finalment, la funció de regeneració, *Regeneration*, (veure figura 1), realitza el procés invers al *Recode*, explicat anteriorment.

Per a una visió més detallada de la metodologia FIR referir-se a [36].

5.3 Fuzzy inference systems (FIS)

Un sistema d'inferència difús, abreujat com FIS, imita la intel·ligència humana per quantificar l'ambigüitat/imprecisió en un escenari del món real mitjançant la modelització adequada de la incertesa de les dades del món real a través de bases de regles adients.

Els principals sistemes FIS que s'han desenvolupat i que s'han utilitzat àmpliament en problemes d'enginyeria són els models Mamdani [37] i Sugeno [31,32]. A continuació explicarem breument com

funciona el procés d'inferència da cadascun d'aquests mètodes, cosa que permetrà seguir amb més facilitat el treball desenvolupat en aquest TFG.

5.3.1 Sistema d'inferència Mamdani

És possiblement el mètode més àmpliament utilitzat, proposat per Ebrahim Mamdani el 1975. El procés es realitza en quatre passos:

1. Fuzzificació de les variables d'entrada.
2. Avaluació de les regles.
3. Agregació de les sortides de les regles.
4. Defuzzificació

A continuació veurem un exemple d'ús fent servir tres regles. Aquestes regles fan servir com a variables lingüístiques x (finançament del projecte), y (plantilla del projecte) i z (risc). Els conjunts definits sobre el domini de X són $A1$, $A2$, $A3$ (inadequat, marginal, adequat), sobre el domini d' Y són $B1$, $B2$ (petita, gran) i sobre el domini de Z són $C1$, $C2$, $C3$ (baix, normal, alt). Les regles són:

- **R1:** IF x is $A3$ OR y is $B1$ THEN z is $C1$
- **R2:** IF x is $A2$ AND y is $B2$ THEN z is $C2$
- **R3:** IF x is $A1$ THEN z is $C3$

A continuació es mostren les etapes de l'inferència (veure figura 6):

1. **Fuzzificació.** El primer pas consisteix a prendre els valors crisp de les entrades (finançament del projecte i plantilla del projecte) i determinar el grau de pertinença d'aquestes entrades als conjunts difusos associats.

El valor crisp naturalment estarà limitat en l'univers de discurs de la variable. En el nostre cas, x i y estaran limitades a l'univers de discurs de X i Y , respectivament. En el nostre cas suposarem que un expert assigna a x un valor del 35% (finançament del projecte) i a y un valor de 60% (plantilla del projecte).

Com es pot veure aquests valors Crisp es corresponen amb els valors de pertinença de $A1$ i $A2$ (en el cas de x) amb 0.5 i 0.2, i amb els valors de $B1$ i $B2$ (en el cas de y) amb 0.1 i 0.7, respectivament . D'aquesta manera cada entrada es fuzzifica sobre totes les funcions de pertinença utilitzades en les regles difuses.

2. Avaluació de les regles. Prenem les entrades anteriors i s'apliquen als antecedents de les regles difuses. Si una regla té múltiples antecedents, s'utilitza l'operador AND o OR per obtenir un únic número que representi el resultat de l'avaluació. Aquest número (el valor de veritat) s'aplica al conseqüent. Per avaluar la disjunció (operador OR) habitualment es fa servir la T-Conorma estàndard (màxim), definida com: $\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)]$. De la mateixa manera, per l'operador AND habitualment es fa servir la T-Norma estàndard del mínim.

Finalment el resultat de l'avaluació de l'antecedent s'aplica al conseqüent, aplicant una retallada o escalat segons el valor de veritat de l'antecedent. El mètode més comunament utilitzat és la retallada (clipping) que talla el conseqüent amb el valor de veritat de l'antecedent. L'escalat proporciona un valor més precís, preservant la forma original del conjunt difús. S'obté multiplicant tots els valors pel valor de veritat de l'antecedent (veure figura 5).

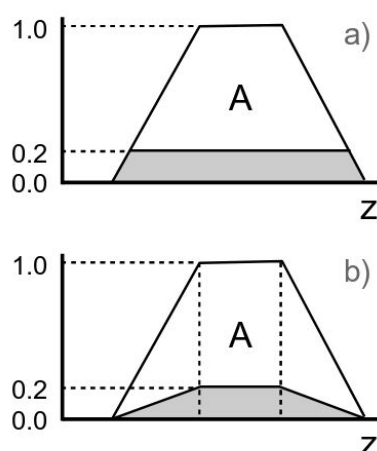


Figura 5. Conjunt retallat (a) i escalat (b) (extret de [38])

3. Agregació de les sortides. L'agregació és el procés d'unificació de les sortides de totes les regles, és a dir, es combinen les funcions de pertinença de tots els conseqüents prèviament retallats o escalats, combinant per obtenir un únic conjunt difús per cada variable de sortida.

4. Defuzzificació. El resultat final habitualment cal expressar-lo mitjançant un valor crisp. En aquesta etapa es pren com a entrada el conjunt difús anteriorment obtingut per donar un valor de sortida. Hi ha diversos mètodes de defuzzificació, però probablement el més àmpliament

utilitzat és el centroide, que calcula el punt on una línia vertical divideix el conjunt en dues àrees amb igual massa.

$$Centroide = \frac{\sum_{x=a}^b \mu_A(x) \cdot x}{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)}$$

5.3.2 Sistema d'inferència Sugeno

Com hem vist, el model d'inferència de Mamdani requereix algun tipus de mètode per a la defuzzificació. En general, aquest mètode no és molt eficient des del punt de vista computacional. Podem disminuir el temps d'inferència emprant una funció matemàtica en el conseqüent, de manera que el format general de regla en inferència Sugeno és:

p: IF x is A AND y is B THEN z is $f(x,y)$

Aquest tipus de mètode proporciona major eficiència, però no presenta un marc tan natural per a la representació del coneixement humà. Un tipus habitual de representació del conseqüent és un *singleton* (punta discreta), que pren valor 1 en un valor puntual de l'univers del discurs i 0 en qualsevol altre punt. Fent servir aquest tipus d'aproximació (àmpliament utilitzada), la inferència de Sugeno i de Mamdani són molt semblants (veure figura 7). Les regles tenen el següent format:

p: IF x is A AND y is B THEN z is k

Sent k un valor constant pel singleton. La sortida crisp en aquest cas s'obté mitjançant una senzilla agregació (mitja de pesos W_A) d'aquests singletons.

$$W_A = \frac{\sum (\mu(k_i) \times k_i)}{\sum \mu(k_i)}$$

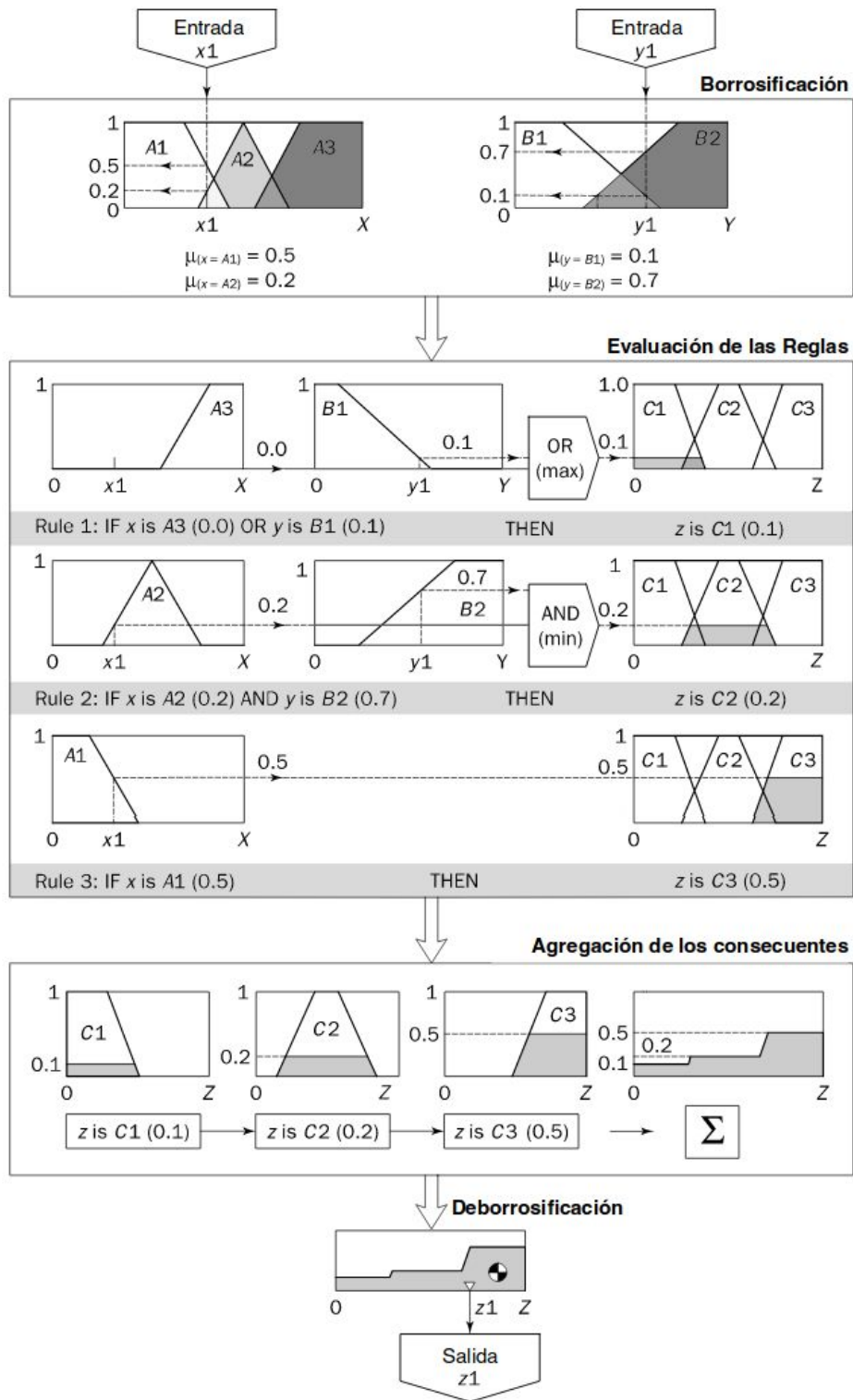


Figura 6. Estructura bàsica d'inferència de Mamdani (figura extreta de [38])

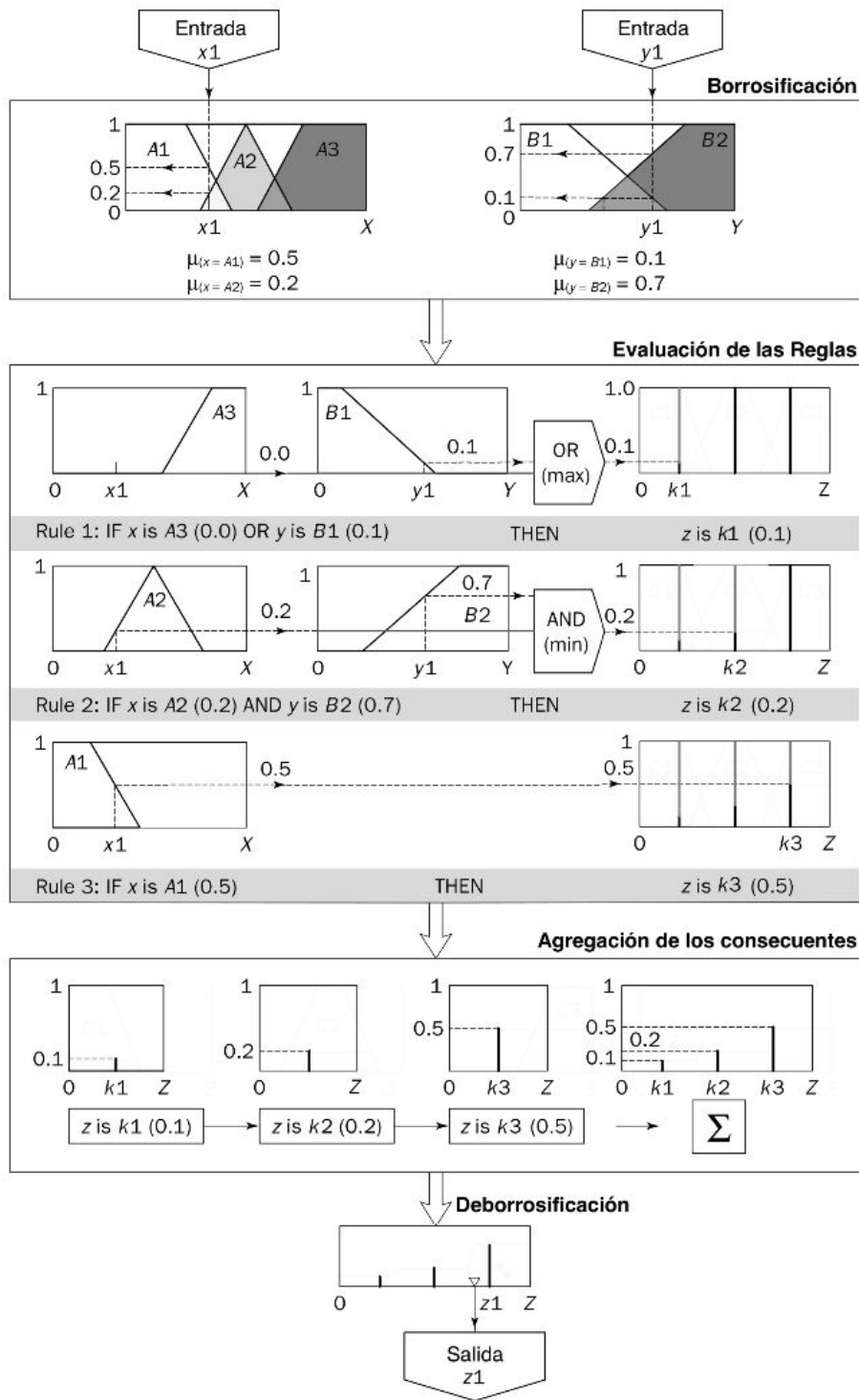


Figura 7. Estructura bàsica d'inferència de Sugeno (figura extreta de [38])

5.4 Tecnologies usades en el projecte

Arribats a aquest punt hauríem de tenir una idea clara de què volem fer i de per què. Ara bé, hi ha moltíssimes eines que ens podrien servir per realitzar aquest projecte. Com a eines, ens centrarem en aquestes tecnologies que afecten el projecte.

5.4.1 Anàlisi d'alternatives

A l'inici del projecte es va fer un estudi d'alternatives respecte a l'entorn de programació i el llenguatge de programació que es faria servir per a dur a terme el projecte. Llenguatges de programació n'hi ha molts, però no tots són útils per a qualsevol cas, especialment si es té en compte l'eficiència o les llibreries. Com que aquest projecte treballa molt amb conceptes matemàtics, un dels requisits principals a l'hora de triar llenguatge va ser que aquest disposés de llibreries escrites per a la majoria de funcions matemàtiques que podrien resultar necessàries durant l'implementació. També es requereix certa eficiència ja que es treballa amb una gran quantitat de dades.

Així doncs trobem una varietat de llenguatges que poden resultar útils per aquest projecte, ja que disposen de grans llibreries matemàtiques o perquè són molt eficients, així com: C, Fortran, Matlab o Python.

Però alguns d'aquests llenguatges són molt antics i amb sintaxis pocs amigables, així doncs es va optar pels més moderns, que són Matlab i Python, els quals ambdós són a molt alt nivell i disposen d'una gran quantitat de llibreries matemàtiques i de modelat de dades ja implementades. Matlab va ser el llenguatge que finalment es va fer servir ja que disposa de moltes eines per a la *Fuzzy Logic*, incloent entorns gràfics molt útils per al disseny de models i sobretot per a l'aprenentatge.

5.4.2 Matlab

MATLAB és un llenguatge d'alt rendiment per a la informàtica tècnica. Integra la computació, la visualització i la programació en un entorn fàcil d'usar on els problemes i les solucions s'expressen en notació bastant matemàtica. A la figura 8 es mostra aquest entorn.

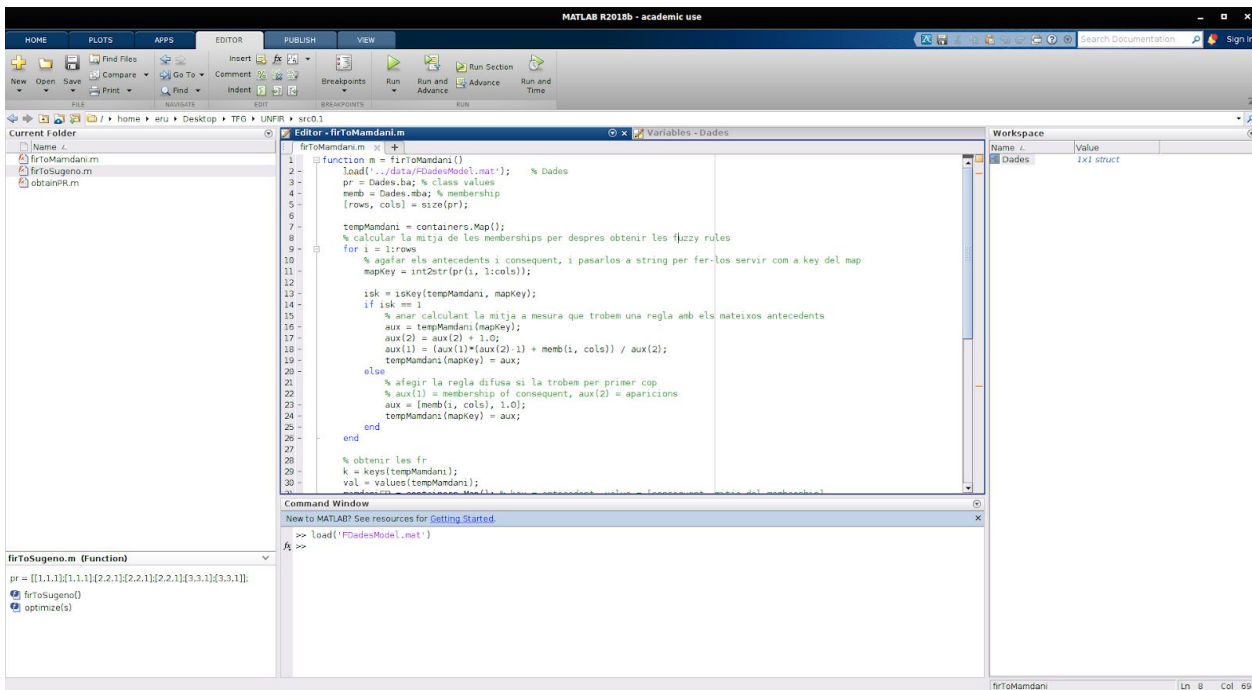


Figura 8. Captura de pantalla de l'entorn MATLAB

MATLAB és un sistema interactiu del qual l'element bàsic de les dades és una matriu que no requereix el dimensionament. Això permet resoldre molts problemes tècnics de computació, especialment aquells amb formulacions de matrius i vectorials, de forma bastant fàcil i intuïtiva, la qual cosa és molt adient per el tipus de dades que es tracten en aquest projecte.

MATLAB disposa d'una família de solucions específiques per a aplicacions anomenades *toolboxes*. Molt importants per a la majoria d'usuaris de MATLAB, les *toolboxes* permeten aprendre i aplicar tecnologia especialitzada. Les *toolboxes* són col·leccions integrals de funcions MATLAB (fitxers M) que amplien l'entorn MATLAB per resoldre classes particulars de problemes. Les àrees en què es troben disponibles les caixes d'eines inclouen el processament de senyals, sistemes de control, xarxes neuronals, lògica difusa, *wavelets*, simulació i molts altres [39].

Particularment, en aquest projecte s'ha fet servir la *toolbox* de lògica difusa, a més del propi llenguatge de programació i l'entorn MATLAB. Cal notar que aquest programa fa servir llicències de pagament, però en aquest projecte s'ha fet servir de forma gratuïta a través de les llicències per estudiant de la UPC.

5.4.3 Fuzzy toolbox de matlab

La *Fuzzy Logic Toolbox* proporciona funcions de MATLAB per analitzar, dissenyar i simular sistemes basats en lògica difusa.

La *toolbox* permet modelar comportaments complexos de sistemes mitjançant normes simples de lògica i, a continuació, implementar aquestes regles en un sistema d'inferència difusa. Es pot utilitzar com a motor d'inferència difusa autònom. També es poden utilitzar blocs d'inferència difusa en Simulink i simular els sistemes difusos dins d'un model complet de tot el sistema dinàmic [40].

En aquest projecte s'ha fet ús tant de les funcions proporcionades per la *toolbox* com de les interfícies gràfiques "Fuzzy logic designer" i tutorials, els quals han servit de gran ajut per a l'aprenentatge de conceptes de lògica difusa. Un exemple es mostra en la figura 9.

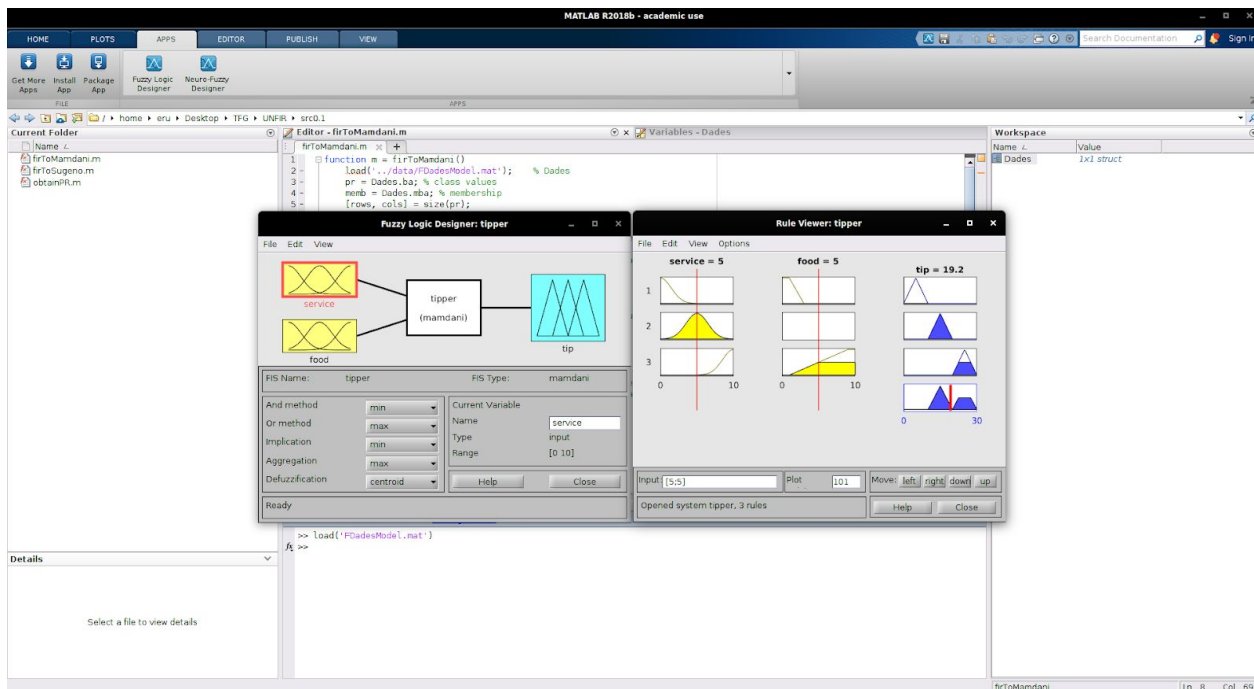


Figura 9. Captura de pantalla del fuzzy logic designer.

5.5 Coneixements aplicats

Aquest és un projecte bastant acadèmic i requereix de varis coneixements tècnics específics de l'àrea del coneixement que es tracta.

Al tractar-se del disseny i implementació d'una metodologia híbrida formada a partir de conceptes de la inferència difusa i de la lògica difusa clàssica, cal abastar diferents coneixements tècnics i posar-los tots en conjunt per tal de formar un sistema únic.

En aquest projecte s'apliquen i integren els següents coneixements, alguns apresos durant la carrera i d'altres de forma autònoma expressament per la realització del projecte:

- Raonament inductiu difús
- Mètodes clàssics de la lògica difusa
- Modelat de dades i la predicció
- Entorn de MATLAB i les seves llibreries matemàtiques
- Aritmètica i càlcul
- Programació en diferents llenguatges

6 Disseny de l'aplicació

El disseny del programa que s'ha implementat en aquest projecte està basat en un article de recerca [1] del qual s'ha extret els estudis i les metodologies i s'han desenvolupat per formar una aplicació que implementa els models teòrics descrits en l'article mencionat. Per tant, part del disseny va consistir en llegir l'article i decidir (amb l'ajut dels professors) com fer servir les tècniques descrites en l'article per tal de poder implementar la metodologia de conversió de models FIR i la predicció mixta. La figura 10 mostra gràficament l'objectiu d'aquest projecte, tal com ja s'ha explicat en apartats anteriors. En la part superior es mostren els 4 processos principals de la metodologia FIR (explicats en la secció 5.2). En la part inferior de la figura es mostra el que es realitza en aquest projecte, la identificació d'una estructura FIS a partir del model FIR i el disseny d'un sistema de predicció mixt.

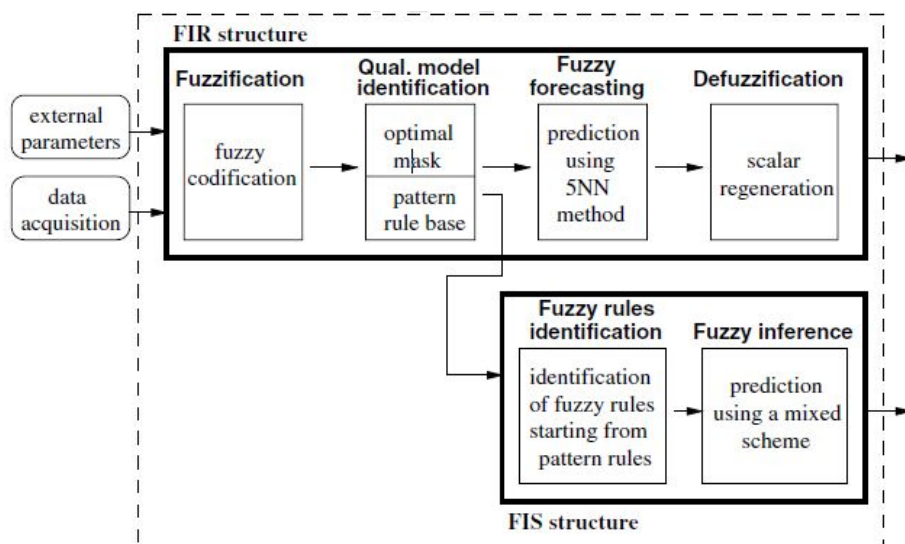


Figura 10. Esquema de la predicció mixta [1]

A grans trets, i tal com queda reflectit en la figura 10, l'aplicació consisteix en dos parts:

- Programa que rep com a entrada un model FIR i retorna dos fitxers que contenen el model de Mamdani i el model de Sugeno obtinguts a partir del FIR d'entrada.
- Programa que fent servir els models generats i el model FIR original realitza una predicció mixta aplicant tots els models sobre un mateix conjunt de dades d'entrada.

L'aplicació disposa d'un únic cas d'ús: l'objectiu de l'usuari és obtenir una predicció mixta amb els tres models mencionats anteriorment a partir d'un únic model FIR.

A continuació s'expliquen en detall totes les funcionalitats que ha de realitzar el programa.

6.1 Funcionalitats de l'aplicació (requisits)

L'aplicació ha de ser capaç de realitzar les següents funcions:

- Llegir i interpretar un model de dades FIR en forma d'objecte de dades de matlab, on totes les dades del model estan distribuïdes en diferents matrius i arrays.
- Generar un model de tipus Mamdani a partir de les dades FIR obtingudes i desar-lo en un fitxer.
- Generar un model de tipus Sugeno a partir de les dades FIR obtingudes i desar-lo en un fitxer.
- Llegir els fitxers que contenen els models i realitzar prediccions sobre un conjunt de dades fent servir els tres models.

A més dels requisits que s'acaben de descriure, existeixen una sèrie de requisits no funcionals, els quals es defineixen com aquelles exigències que s'imposen com a restriccions a l'hora de realitzar l'aplicació. És a dir, un requisit que especifica criteris que poden usar-se per jutjar l'operació d'un sistema en lloc dels seus comportaments específics. L'aplicació per tant ha de:

- Ser eficient
- Ser fàcil d'usar per els usuaris a qui va destinada d'aplicació
- Seguir unes pautes de disseny
- Ser fàcil de mantenir i millorar.
- Disposar d'un comportament previsible i funcionar correctament.

7 Implementació de l'aplicació

En aquest capítol de la memòria explicarem el procés d'implementació del meu projecte. En essència, tot el que he après, estudiat i dissenyat anteriorment ha de servir de cara a fer un programa capaç de complir els requisits especificats en l'apartat anterior.

La implementació de l'aplicació s'ha dividit en diferents tasques que s'han realitzat de forma seqüencial en cada iteració de treball, les quals s'explicaran detalladament a continuació.

A més d'implementar el codi en llenguatge MATLAB, en aquesta part també s'explica el disseny dels algorismes que s'han realitzat i com s'han dissenyat dins de l'aplicació.

7.1 Generació dels models FIS a partir del model FIR

La primera part en el procés d'implementació d'aquest projecte va ser la del programa que permet la generació dels models FIS (Mamdani i Sugeno) de forma automàtica a partir d'un model FIR ja obtingut prèviament (aquesta part queda fora de l'abast d'aquest projecte). En concret, les dades inicials que es fan servir per generar els models FIS estan constituïdes per un fitxer amb extensió “.mat”, el qual és una estructura de dades que conté dades resultants d'aplicar la metodologia FIR a un conjunt de dades d'entrenament. Algunes de les dades rellevants que conté aquest fitxer per a la generació dels models Sugeno i Mamdani són:

Les regles patró resultants d'aplicar la metodologia FIR a les dades, a partir de les quals es generaran les regles difuses, els valors de From (rangs dels valors que poden prendre les variables) i To (classes a les que es poden mapejar els valors de les variables), la màscara optima i més valors que s'esmentaran a mida que es facin servir durant la implementació. A continuació es mostra una figura on es pot veure el format d'aquest fitxer.

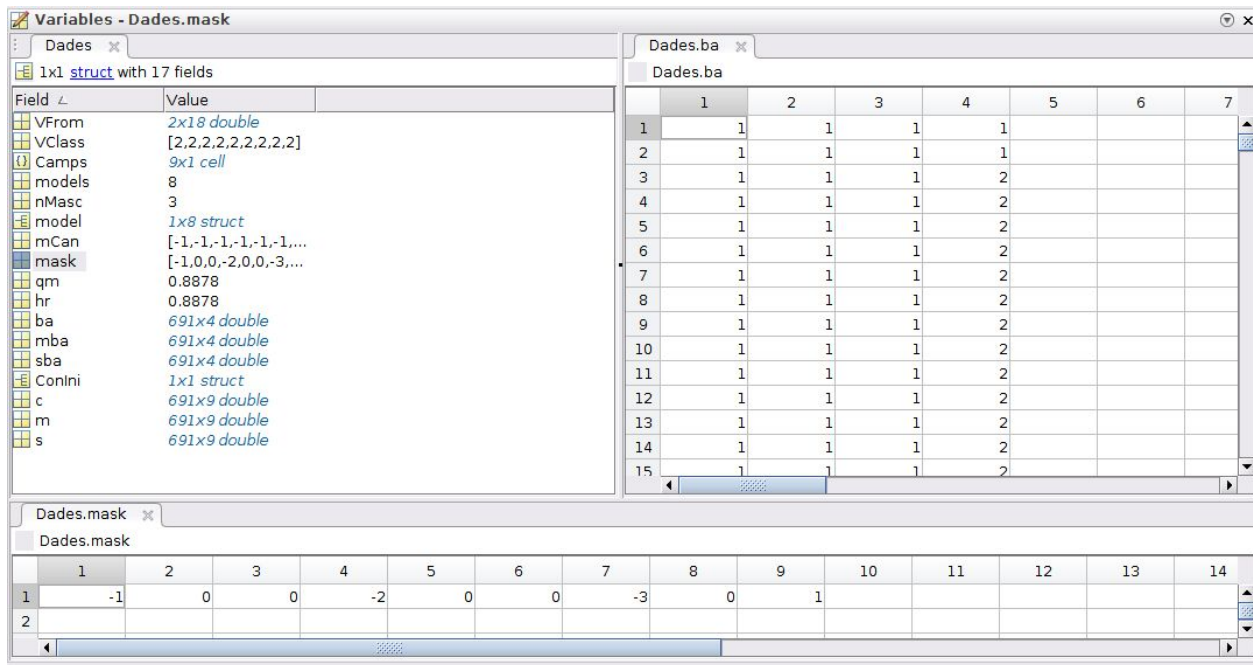


Figura 11. Exemple de les dades d'entrada

Per tant, el funcionament d'aquest programa consisteix en llegir les regles patró i més dades obtingudes al aplicar la metodologia FIR i generar automàticament els models FIS sense la necessitat de la intervenció de l'usuari. El resultat d'aquest programa és un fitxer amb el format ".fis" que contindrà els models de Mamdani o de Sugeno generats en un format reconegut per MATLAB com a sistema d'inferència difusa, amb el qual podrem treballar posteriorment. Es pot trobar un exemple d'aquest fitxer en l'Annex A.

El procediment de generació dels models Mamdani i Sugeno tenen certes similituds, però a continuació s'explicaran per separat de forma detallada per mostrar les seves diferències.

7.1.1 Generació del model de tipus Mamdani

En primer lloc cal obtenir les regles difuses del model Mamdani. Per realitzar aquest procés cal determinar el conseqüent associat a un conjunt donat d'antecedents. Per assolir aquesta finalitat, per a cada conjunt d'antecedents que apareixen a la base de regles difuses, totes les regles patró que tenen el mateix conjunt d'antecedents s'extreuen de la matriu de comportament que trobem a les dades d'entrada.

A continuació, es classifica el conjunt de regles patró seleccionades en grups respecte a la classe del conseqüent. Després, per a cada grup es calcula la mitjana dels valors de *membership* dels

conseqüents. Finalment, la classe del conseqüent que té la mitjana més gran és la seleccionada com a conseqüent d'aquesta regla difusa Mamdani. La figura 12 mostra gràficament aquesta idea mitjançant un exemple.

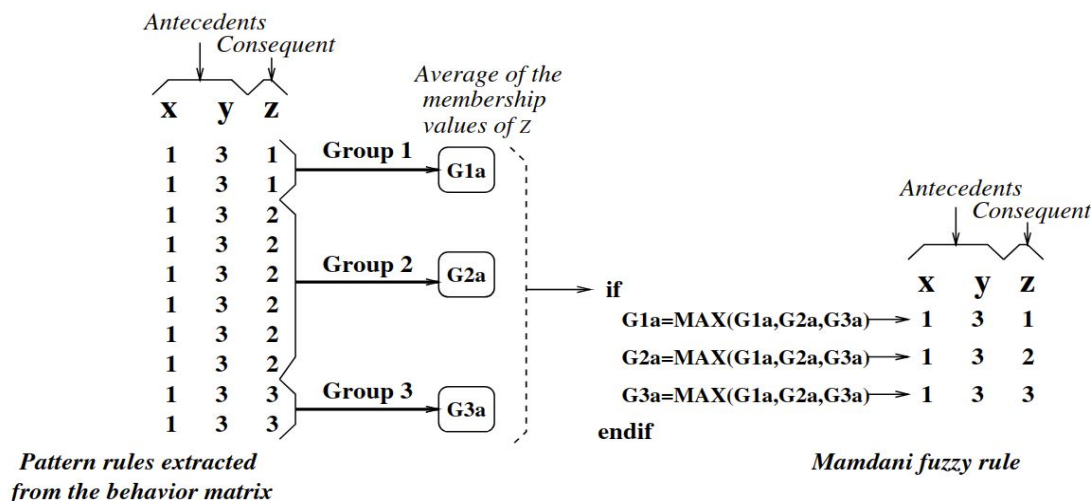


Figura 12. Esquema d'identificació de les regles difuses de Mamdani

En aquest exemple, es vol obtenir la regla difusa que té els valors de classe 1 3 com a antecedents. Aleshores, es busca aquest conjunt d'antecedents en la base de regles patró (matriu de comportament). En aquest exemple es troben 10 regles patró amb antecedents 1 3 a la matriu de comportament. Dues d'elles tenen un conseqüent amb un valor de classe de 1, el conseqüent de les sis regles següents té un valor de classe de 2 i el conseqüent de les dues últimes regles té un valor de classe de 3. Per tant, les 10 regles patró seleccionades de la matriu de comportament es poden classificar en tres grups en funció del valor de la classe del conseqüent.

En l'exemple, $G1a$ és la mitja de la *membership* dels conseqüents de les dues regles que componen el grup 1. $G2a$ i $G3a$ són les mitjanes dels grups dos i tres, respectivament. El resultat de la regla difusa tipus Mamdani serà el valor de classe del conseqüent que tingui la mitjana més gran. Per exemple, si $G2a$ és més gran que $G1a$ i $G3a$, la regla difusa resultant seria 1 3 2.

Un cop identificades totes les regles difuses s'ha d'acabar de generar el sistema difús identificant els valors que pot prendre cada variable i les funcions de *membership* d'aquestes. A partir de les dades del model FIR del que es parteix, podem obtenir el valor *From*, el qual ens indica el rang dels valors

d'entrada de cada *membership function*. D'altra banda en aquestes dades també trobem quin és el nombre de classes diferents (*membership functions*) a les que pot pertànyer cada variable. Sabent això també es pot deduir quin és el rang de valors d'entrada que pot tenir una variable. Així doncs, ja es pot construir una associació entre els rangs de valor d'entrada per a cada variable i les *memberships functions* que activaran. Només queda decidir la forma de les funcions, que per simplicitat i falta de temps s'ha decidit fer servir funcions gaussianes tant per les variables d'entrada (antecedents) com per la de sortida (conseqüent). Disposant ja del sistema d'inferència difusa construït, es guarda en un fitxer ".fis" amb l'estructura corresponent ja mencionat prèviament.

En la figura 13 es mostra un tros del codi que s'ha implementat per tal d'obtenir les regles difuses tipus Mamdani, en concret la part en la que es calcula la mitjana de la *membership* que després es farà servir per decidir el conseqüent de la regla difusa.

```
pr = Dades.ba; % class values
memb = Dades.mba; % membership
[rows, cols] = size(pr);

%% Calcular la mitja de les memberships per despres obtenir les fuzzy rules
tempMamdani = containers.Map();
for i = 1:rows
    % agafar els antecedents i conseqüent, i pasarlos a string per fer-los servir com a key del map
    mapKey = int2str(pr(i, 1:cols));

    isk = isKey(tempMamdani, mapKey);
    if isk == 1
        % anar calculant la mitja a mesura que trobem una regla amb els mateixos antecedents
        aux = tempMamdani(mapKey);
        aux(2) = aux(2) + 1.0;
        aux(1) = (aux(1)*(aux(2)-1) + memb(i, cols)) / aux(2);
        tempMamdani(mapKey) = aux;
    else
        % afegir la regla difusa si la trobem per primer cop
        % aux(1) = membership of consequent, aux(2) = aparicions
        aux = [memb(i, cols), 1.0];
        tempMamdani(mapKey) = aux;
    end
end
```

Figura 13. Codi utilitzat per al càlcul de la mitja de la *membership*

En la figura 14 es mostra una variable identificada amb les seves funcions de *membership*.

```
[Input1]
Name='v1'
Range=[0.62 0.98]
NumMFs=2
MF1='1': 'gausmf', [0.09 0.71]
MF2='2': 'gausmf', [0.09 0.89]
```

Figura 14. Una variable ja identificada amb les seves funcions de membership

Després d'obtenir el sistema d'inferència difusa, disposem d'un model Mamdani bàsic. Seria interessant i desitjable dur a terme un procés d'optimització del model Mamdani obtingut per ajustar la precisió del sistema, però no s'ha pogut dur a terme en aquest projecte degut a la falta de temps, i es deixa per a millores futures. Implicacions d'aquest fet es veuran reflectides en l'apartat d'anàlisi dels resultats.

7.1.2 Generació del model de tipus Sugeno

En primer lloc s'obtenen les regles difuses del model Sugeno. El conseqüent de cada regla difusa de Sugeno s'obté calculant la mitjana dels valors *crisp* (valor numèric real) de sortida associats a les regles patró que tenen el mateix conjunt d'antecedents.

En les dades d'entrada que disposem no s'hi troba el valor *crisp* de forma directa, ja que disposem del model FIR, però sí que s'hi troba de forma implícita i es pot obtenir fent servir la funció *regenerate* que forma part de la metodologia FIR. Aquesta funció el que fa és retornar el valor original (veure secció 5.2) a partir dels valors que disposem codificats en el model FIR. En concret fan falta els valors de classe, els de *membership*, els de *side*, el *from*, i el *to*, i retorna el valor *crisp* original.

Un cop tenim els valors *crisp* del conseqüent ja es pot calcular la mitja i obtenir les regles difuses Sugeno.

Quan els antecedents de la regla difusa no es troben a la matriu de comportament, es fa servir com a conseqüent la mitjana de les sortides de totes les regles patró. Per tant, es generen totes les possibles combinacions d'antecedents fent el producte cartesià entre totes les variables i assignant la mitjana a aquelles conseqüents, els antecedents dels quals no s'han vist a la matriu de comportament de les dades inicials. Fer servir aquest valor directament per a la predicció pot implicar amb gran probabilitat una pèrdua de precisió ja que la mitjana no ha de perquè ser el valor real, i per tant seria bo i

recomanable optimitzar el model un cop s'han identificat totes les regles difuses. Tanmateix, com ja s'ha comentat anteriorment, en aquest projecte no s'ha dut a terme aquesta optimització per qüestió de temps i s'espera que es pugui realitzar en un TFG posterior.

La figura 15 descriu aquest procés amb un exemple.

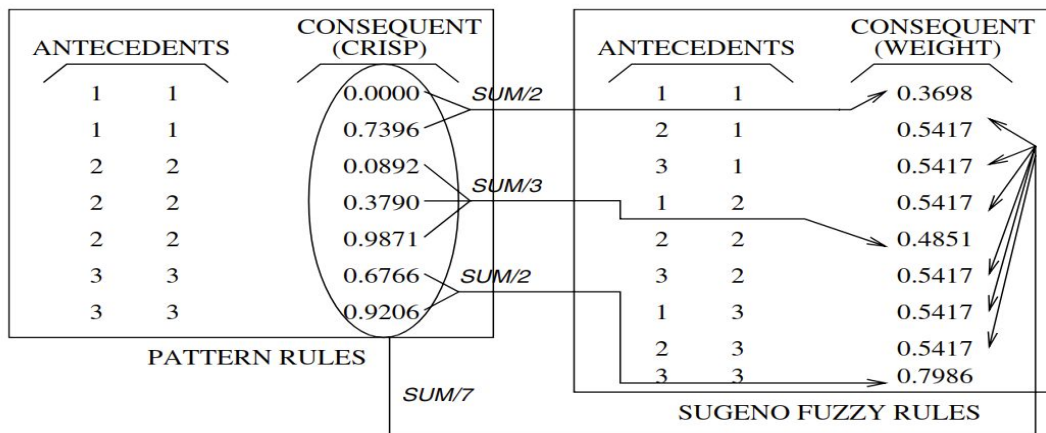


Figura 15. Esquema d'identificació de les regles difuses Sugeno

En aquest exemple, a la matriu de comportament s'han trobat dues regles patró amb valors de classe 1 1 com a antecedents. Les regles difuses que tenen com a antecedents 1 2 i 2 1 no tenen representació a la matriu de comportament, mentre que tres regles patró amb valors de classe 2 2 s'extreuen de la matriu de comportament.

En aquest exemple, el conseqüent de la regla difusa Sugeno 1 1 és la mitjana de 0 i 0,7396, és a dir, 0,3698. El conseqüent de la regla 2 2 és de 0,4851, que correspon a la mitjana de 0,0892, 0,3790 i 0,9871. Quan els antecedents de la regla difusa no es troben a la matriu de comportament, com és el cas de les regles 1 2 i 2 1, la mitjana de les sortides de totes les regles patró s'utilitza com a conseqüent. En l'exemple, aquest valor és 0.5417.

Un cop identificades les regles difuses, seguint el mateix procediment que en la identificació del model Mamdani, s'han d'identificar les variables i les funcions de *membership* d'aquestes. El procediment és el mateix que en el cas del model Mamdani, a excepció de que per a la variable de sortida (conseqüent) en comptes d'una funció de *membership* gaussiana es fa servir un valor constant i es

crea una classe “artificial” per a cada possible valor de sortida que hem trobat en les regles difuses. En la figura 16 es mostra com queda la variable de sortida i les regles difuses per a l'exemple anterior.

```
[Output1]
Name='v3'
Range=[0.02 3.1]
NumMFs=4
MF1='1': 'constant', [0.3698]
MF2='2': 'constant', [0.5417]
MF3='3': 'constant', [0.4851]
MF4='4': 'constant', [0.7986]

[Rules]
1 1, 1 (1) : 1
2 1, 2 (1) : 1
3 1, 2 (1) : 1
1 2, 2 (1) : 1
2 2, 3 (1) : 1
3 2, 2 (1) : 1
1 3, 2 (1) : 1
2 3, 2 (1) : 1
3 3, 4 (1) : 1
```

Figura 16. Exemple de variable de sortida del model Sugeno

Finalment, disposant ja del sistema d'inferència difusa construït, es guarda en un fitxer “.fis” amb el format corresponent.

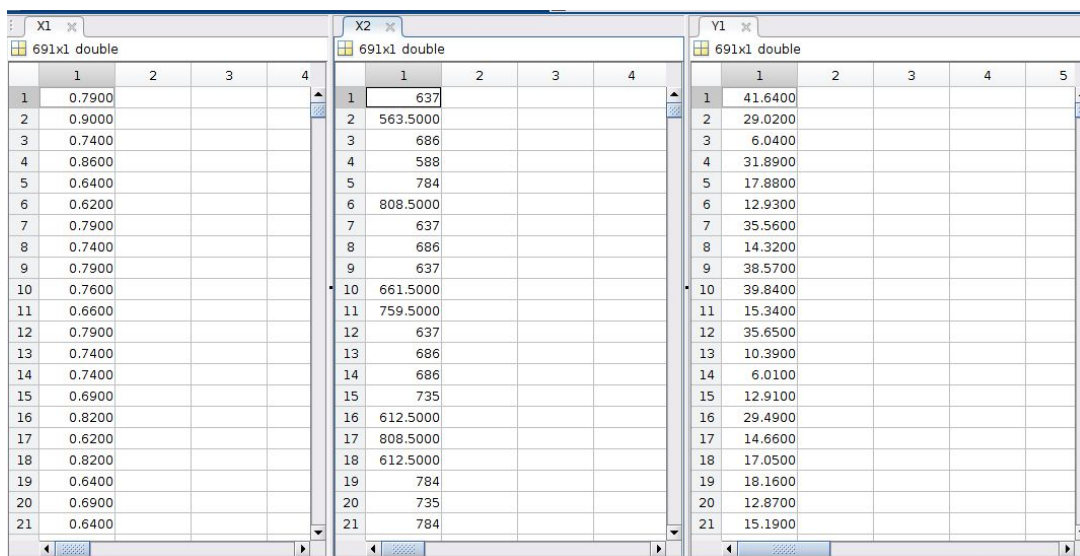
7.2 Implementació de la predicció per als models generats

Un cop ja disposem de la construcció dels models FIS, el següent pas ha estat crear un programa que realitzi la predicció. Aquest programa és la base del que serà el programa final, ja que farà tant la predicció dels models individuals (Mamdani, Sugeno i FIR) com la predicció mixta. Així doncs, per força s'ha de fer servir la predicció FIR, de la que es disposa del codi necessari. D'altra banda, Matlab disposa de funcions capaces d'interpretar sistemes FIS en el format dels fitxers que es generen amb

els meus programes explicats en els apartats anteriors i, per tant, és possible cridar la funció que realitza la predicció passant-li els models Mamdani i Sugeno generats.

Aquesta versió inicial del programa, rep com a paràmetre d'entrada un *string* per indicar quina metodologia es vol fer servir per a la predicció, aquest pot prendre els valors "f", "m", i "s", per indicar si es vol fer servir FIR, Mamdani o Sugeno, respectivament.

Inicialment el programa llegeix les dades d'entrenament i de test a més de les dades del model FIR generat prèviament amb aquestes mateixes dades d'entrenament. Els fitxers tenen el format ".mat" i contenen estructures de dades de Matlab. Tant les dades d'entrenament com les de test segueixen la mateixa estructura: un vector columna amb les dades observades per a cada variable. En la figura 17 es mostra la forma d'aquestes dades.



The image shows three MATLAB workspace windows displaying training data matrices. Each window has a title bar and a data grid. The first window, titled 'X1', shows a 691x1 double matrix with 21 rows and 4 columns. The second window, titled 'X2', shows a 691x1 double matrix with 21 rows and 4 columns. The third window, titled 'Y1', shows a 691x1 double matrix with 21 rows and 5 columns.

1	2	3	4
1	0.7900		
2	0.9000		
3	0.7400		
4	0.8600		
5	0.6400		
6	0.6200		
7	0.7900		
8	0.7400		
9	0.7900		
10	0.7600		
11	0.6600		
12	0.7900		
13	0.7400		
14	0.7400		
15	0.6900		
16	0.8200		
17	0.6200		
18	0.8200		
19	0.6400		
20	0.6900		
21	0.6400		

1	2	3	4
1	637		
2	563.5000		
3	686		
4	588		
5	784		
6	808.5000		
7	637		
8	686		
9	637		
10	661.5000		
11	759.5000		
12	637		
13	686		
14	686		
15	735		
16	612.5000		
17	808.5000		
18	612.5000		
19	784		
20	735		
21	784		

1	2	3	4	5
1	41.6400			
2	29.0200			
3	6.0400			
4	31.8900			
5	17.8800			
6	12.9300			
7	35.5600			
8	14.3200			
9	38.5700			
10	39.8400			
11	15.3400			
12	35.6500			
13	10.3900			
14	6.0100			
15	12.9100			
16	29.4900			
17	14.6600			
18	17.0500			
19	18.1600			
20	12.8700			
21	15.1900			

Figura 17. Dades d'entrenament

Un cop carregades les dades, segons quina metodologia es vulgui fer servir es procedirà d'una manera o d'una altra:

En el cas de la predicció FIR es cridarà a la funció "Auto" proporcionada pels professors, passant-li les dades d'entrenament i les de test, i aquesta generarà un fitxer amb els resultats de la predicció i l'error obtingut.

En el cas de la predicció amb Mamdani o Sugeno, primer es genera el model FIS a partir de les dades del model FIR i després es procedeix a realitzar la predicció fent servir la funció *evalfis* de Matlab, a la qual se li passa com a arguments el model generat i les dades de test. Com que el model ha estat generat a partir del model FIR, no cal fer servir les dades d'entrenament. El programa llegeix els resultats que retorna la funció *evalfis* i calcula l'error comparant-lo amb les dades reals del test, i guarda tant els resultats com el valor de l'error en un fitxer.

A la figura 18 es mostren els resultats obtinguts després d'una execució fent servir la predicció amb un model de Mamdani sense optimitzar.

sugeno						
	1	2	3	4	5	6
1	27.7579					
2	30.4535					
3	14.7300					
4	26.5046					
5	29.9800					
6	24.9824					
7	13.3343					
8	24.9387					
9	17.1418					
10	15.9405					
11	30.2654					
12	24.9824					
13	26.5046					
14	16.0105					
15	17.4893					
16	29.0792					
17	26.7823					
18	15.0839					
19	33.0278					
20	13.6312					
21	16.1491					

real							
	1	2	3	4	5	6	7
1	26.8400						
2	35.7300						
3	16.9200						
4	35.4800						
5	32.7100						
6	26.3300						
7	12.7100						
8	15.5500						
9	10.3400						
10	12.7800						
11	33.0800						
12	25.3700						
13	36.7000						
14	16.4400						
15	14.0700						

error							
	1	2	3	4	5	6	7
1	25.4263						
2							
-							

Figura 18. Resultats d'aplicar el model Mamdani.

A partir d'aquesta versió inicial del programa es pot procedir a implementar la versió final, que inclou la predicció mixta FIR+Mamdani i FIR+Sugeno.

7.3 Implementació de la predicció mixta

Un cop implementada la predicció individual per a les tres metodologies, només queda implementar la part final, la predicció mixta, la qual retorna un resultat que es pot definir com una ponderació entre el resultat del model FIR i el del model FIS. Es treballa sobre el programa de la predicció inicial, afegint dos possibles valors d'entrada "fm" i "fs" per indicar si es vol realitzar la predicció mixta FIR+Mamdani o FIR+Sugeno, respectivament.

El model de predicció mixta implementat és una combinació d'un model difús (Mamdani o Sugeno) i un conjunt de regles patró (FIR). L'avantatge de les regles patró és que són més exactes que les regles difuses en aquelles àrees on hi ha un gran volum d'incertesa. Per aprofitar aquest fet, l'esquema mixt manté un percentatge de regles patró que permeten la predicció d'aquests estats del sistema amb un alt grau d'incertesa. La qüestió aleshores és decidir quines regles patró del model FIR s'han de mantenir en l'esquema mixt. La idea és mantenir les regles patró que es troben fora (*outliers*) de la malla multidimensional que representen els models FIS Mamdani i Sugeno (figura 19). D'aquesta manera, l'esquema mixt està integrat per l'esquema difús i un subconjunt de regles patró que el sistema difús no pot capturar a causa del seu nivell d'incertesa.

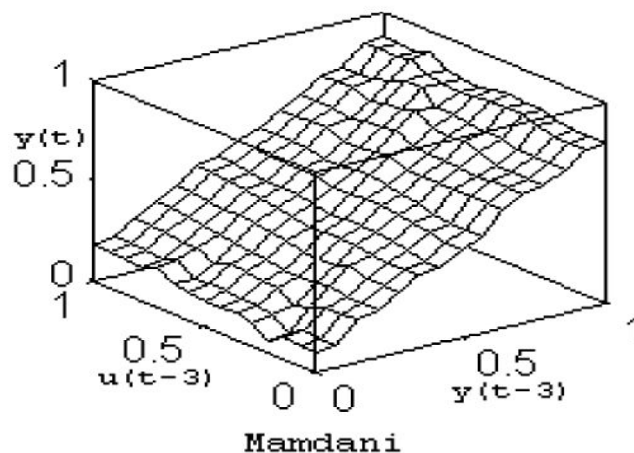


Figura 19. Malla de regles difuses obtingudes d'un model Mamdani

Per decidir quines regles patró del model FIR es mantenen, primer es fa una predicció amb el model FIS que es vulgui fer servir sobre les dades d'entrenament i es guarden entre el 25% i 50% de les

dades que produeixin més error, és a dir, les dades que estan més separades de la malla de regles difuses.

Un cop obtingut aquest subconjunt de dades d'entrenament es fa la predicció FIR sobre les dades de test, provocant que el model FIR que s'obté disposi només d'aquest subconjunt de regles patró. La predicció es fa amb només 1 veí més proper, ja que les dades que es volen predir amb FIR són "outliers" i per tant no tindran molts veïns. A continuació es realitza també la predicció amb el model FIS desitjat.

Un cop es disposa de la predicció sobre les dades de test tant del model FIS com del model FIR amb el subconjunt de regles patró, ja es pot realitzar la predicció mixta, que consisteix en fer una ponderació d'ambdós prediccions donant més pes a una o l'altre segons la distància euclidiana entre la instància del conjunt de test que es vol predir i la regla patró més propera a aquesta instància. Com que el model FIR ha estat entrenat només amb un subconjunt de dades, les quals són les més llunyanes al model FIS, el model FIR tindrà més pes en la predicció dels *outliers*, i per a tota la resta es donarà més pes a la predicció FIS.

Així doncs en el programa es calcula la distància euclidiana entre els antecedents de la instància que es vol predir i els antecedents de la regla patró més propera (Equació 1), d_{real} , per a cada instància de les dades de test.

$$d_{real} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{test_i} - x_{pattern_i})^2}$$

Equació 1. Formula de la distància a on N és el nombre d'antecedents de la instància que s'està tractant

Després d'obtenir la distància aquesta es normalitza (Equació 2) per posteriorment obtenir el factor per donar més pes a un model o l'altre.

$$d_{norm} = \frac{d_{real}}{d_{max}}$$

Equació 2. Normalització de la distància

A partir de la distància normalitzada es calcula el factor de ponderació (f_{mix}) en funció d'aquesta:

- si $d_{norm} \leq d_{min}$ aleshores $f_{mix} = 100$
- si $d_{norm} \in (d_{min}, d_{max})$ aleshores $f_{mix} = \frac{1}{1 - e^{-d_{norm}}}$
- si $d_{norm} \geq d_{max}$ aleshores $f_{mix} = 0$

On d_{min} i d_{max} han estat calibrades per donar més pes a una predicció o l'altre, en aquest projecte s'han fet servir els valors $d_{min} = 0.01$ i $d_{max} = 0.25$.

I finalment s'aplica la funció per a la predicció ponderada (Equació 3)

$$y_{mix} = y_{FIR} \cdot (f_{mix}/100) + y_{FIS} \cdot ((100 - f_{mix})/100)$$

Equació 3. Funció per a la predicció mixta

Amb aquesta ponderació s'aconsegueix donar més pes a cada predicció segons quina sigui més òptima, amb la simplicitat del model FIS, però mantenint en petita mesura el model FIR per no perdre tanta precisió. En aquest sentit, el model mixt resultant és molt més simple, respecte al model FIR original, des del punt de vista de la seva comprensió per part d'un prenedor de decisions. El conjunt de regles difuses clàssiques (tant Mamdani com Sugeno) és molt inferior en número que el conjunt de regles patró del model FIR original i, a més a més, el subconjunt de regles patró que es conserva en el model mixt ajuda a analitzar els casos especials a on es concentra la incertesa del sistema.

S'aplica aquest procediment per a totes les dades de test i finalment un cop obtinguda la predicció mixta, es guarden la predicció mixta, les dades originals i l'error en un fitxer.

8 Anàlisi dels resultats

Un cop implementat el programa de predicció es va procedir a aplicar-lo a un problema real per tal de validar l'eficàcia tant dels models Mamdani i Sugeno generats, com el de la predicció mixta implementada. El problema disposa d'un conjunt de dades el qual ha estat dividit en un subconjunt d'entrenament (90%) i un de test (10%) (cross validation). A continuació s'analitzen els resultats obtinguts per al problema estudiat. L'error es calcula amb el mean squared error.

És molt important tenir en compte que els resultats de les proves que s'han realitzat no són òptims ja que durant el projecte no es va poder realitzar l'optimització dels models Mamdani i Sugeno que es generen, i per tant la predicció amb aquests models (incloent la predicció mixta que els fa servir) no donarà tants bons resultats com s'esperaria. D'altra banda, degut a la falta de temps també s'ha vist reduït el nombre de proves que es volia realitzar originalment, al final només s'ha pogut provar amb un conjunt de dades reals.

8.1 Dades de consum d'energia a edificis

8.1.1 Descripció del problema

En els darrers anys s'ha produït un augment substancial de la investigació en matèria de rendiment energètic dels edificis. L'objectiu és dissenyar i construir edificis més eficients en quant a l'ús de l'energia amb l'objectiu de reduir el seu consum energètic i les seves emissions de CO₂. Durant els darrers sis anys, la Comissió Europea va impulsar la investigació en aquest àmbit amb un programa emmarcat en el Setè Programa Marc de Recerca (7PM) [41]

Les dades utilitzades per a aquest estudi estan disponibles en el repositori d'aprenentatge automàtic UCI [4] i corresponen a un conjunt de dades d'eficiència energètica. Les dades van ser creades per Tsanas i Xifara [42] de la següent manera. Van generar 768 edificis simulats amb Ecotet. Ecotet és una eina de programari de disseny d'edificis sostenibles que permet dissenyar edificis que realitzen un conjunt d'energia, anàlisi del rendiment tèrmic i de l'ús d'aigua, entre altres funcionalitats [43].

Tots els edificis tenen un volum de 771,75 m³, però diferents superfícies i dimensions. Totes elles es creen amb els mateixos materials, que s'han seleccionat tenint en compte els materials més nous i

més habituals en la indústria de la construcció i la pèrdua de calor més baixa en cada element de l'edifici, és a dir, paret, sòl o sostre (valor U). La simulació suposa que els edificis es troben a Atenes, Grècia i són edificis residencials.

S'utilitzaven tres tipus de zones de vidre, expressades en percentatges de superfície: 10%, 25% i 40%. A més, es van simular cinc escenaris de distribució diferents per a cada àrea de vidre: 1) uniforme: amb un 25% de vidre a cada costat, 2) al nord: 55% al costat nord i 15% a cadascun dels altres costats, 3) a l'est: 55% al costat est i un 15% en cadascun dels altres costats, 4) al sud: 55% al costat sud i un 15% en cadascun dels altres costats, i 5) a l'oest: 55% a la banda oest i 15% a cadascun dels altres costats. A més, van obtenir mostres sense zones de vidre. Cadascun dels 768 edificis simulats es pot caracteritzar per vuit paràmetres de construcció que són: Relative Compactness (RC), Surface Area (SA), Wall Area (WA), Roof Area (RA), Overall Height (OH), Orientation (O), Glazing Area (GA) and Glazing Area Distribution (GAD). Aquests paràmetres corresponen a les variables d'entrada. La variable de sortida correspon a la Heating Load (HL).

8.1.2 Resultats

A la taula següent (figura 20) es mostra l'error obtingut en la predicció de les dades d'aquest problema per a cada metodologia.

Metodologia	Error obtingut
FIR	0.2631
Mamdani	38.7981
Sugeno	25.4263
FIR+Mamdani	2.0952
FIR+Sugeno	1.2487

Figura 20. Error obtingut amb cada metodologia per al problema 1

8.2 Conclusions

Si bé un únic conjunt de dades pot no ser definitiu per validar la metodologia, podem observar resultats bastants rellevants. En primer lloc, era d'esperar que FIR fos la metodologia amb millor precisió, ja que no perd informació a diferència dels models FIS.

D'altra banda, com ja s'ha mencionat a l'inici del capítol, també era d'esperar que Mamdani i Sugeno no donin gaire bons resultats ja que els models FIS generats no estan optimitzats, i per tant no representen el conjunt de dades tant bé com es desitjaria. Tot i així, per a ser un model bàsic extret directament de les regles patró sense optimitzar dóna millors resultats del que jo esperava personalment.

Especialment en el cas de les metodologies híbrides, s'observa l'efecte d'aplicar FIR per als valors d'entrada que estan més allunyats de la malla de regles difuses dels models FIS obtenint una predicció molt millor a la d'aplicar únicament Mamdani o Sugeno. Per tant queda vist que l'efecte de la metodologia híbrida permet millorar la precisió dels models FIS i a la vegada reduir la complexitat dels models FIR.

9 Metodologia i rigor

9.1 Metodologia de treball

El temps disponible per a realitzar el projecte és breu i a causa d'això s'aplica un mètode de treball de caràcter incremental. Es fa servir una metodologia de treball orientada a projectes.

Per dur a terme aquesta investigació és necessari fer un estudi complet del mecanisme d'inferència de la metodologia FIR implementat en Matlab.

Per desenvolupar la nova metodologia de construcció automàtica de regles s'ha d'estudiar dos esquemes difusos: el Sistema d'inferència difús tipus Mamdani i el Sistema d'Inferència Difús tipus Sugeno.

La infraestructura experimental d'aquesta investigació està conformada per les següents eines computacionals:

- Paquet computacional MATLAB © per desenvolupar el projecte.
- Funcions de FIR (*Fuzzy toolbox*).

Per provar la robustesa i la utilitat de la metodologia de construcció automàtica de regles derivada d'aquest treball, es seleccionaran diferents problemes (*benchmarks*).

El projecte es desenvolupa seguint una metodologia basada en Scrum.

S'han realitzat reunions amb els directors del projecte de forma quasi setmanal en les que s'ha controlant l'avanç del desenvolupament.

9.2 Eines per el desenvolupament

Pel que fa a les eines de seguiment i desenvolupament del projecte tenim:

- Google Drive per mantenir un historial de versions.
- L'entorn Matlab per desenvolupar el projecte
- GitHub per les versions del codi

9.3 Seguiment del projecte

El seguiment del projecte s'ha realitzat amb les reunions i e-mails amb els directors del projecte i de l'avanç del projecte l'historial de versions de Google Drive i GitHub.

9.4 Validació del projecte

Per provar la robustesa i la utilitat de la metodologia de construcció automàtica de regles derivada d'aquest treball, es fan servir diferents problemes (*benchmarks*) amb diferents graus de complexitat extrets de la llibreria UCI [4].

S'han aplicat els models realitzats en aquest projecte a les dades de prova per tal de medir la seva robustesa i precisió.

10 Planificació temporal

En aquesta secció és mostra detalladament la planificació inicial d'aquest projecte, així com una explicació de cada tasca i de les desviacions que ha patit aquest projecte.

10.1 Calendari

La planificació inicial indicava que la duració estimada del projecte seria aproximadament de 4 mesos. Des del 17 de Setembre de 2018 fins el 14 de Gener de 2019. Cal aclarir que la següent planificació podia estar sotmesa a canvis segons el desenvolupament del projecte i les possibles adversitats que apareguessin.

Cal remarcar que aquest calendari no s'ha complert ja que es va allargar el projecte un quadrimestre extra, resultant en una durada total de 8 mesos, amb la nova data d'entrega a finals d'abril de 2019 (Més detall en l'apartat 10.6).

10.2 Fases del projecte

Aquest projecte es va dividir en 7 fases principals, les quals s'expliquen detalladament a continuació, i les tasques que componen aquestes fases. La majoria de tasques són seqüencials, però algunes es van realitzar en paral·lel, com per exemple l'escriptura de la memòria o l'adquisició contínua de coneixements tècnics.

10.2.1 Planificació del projecte

La primera tasca, que consisteix en la planificació i especificació del projecte (temes coberts per l'assignatura de GEP) conjuntament amb quedades amb els professors que porten el projecte. Essencial per tal d'estructurar el projecte i poder posar-lo en marxa.

10.2.2 Familiarització amb matlab

El primer pas pràctic del projecte és la familiarització amb l'entorn de Matlab ja que no l'he fet servir durant la carrera, tot i que si he fet servir entorns similars. Aquesta fase consisteix bàsicament en llegir guies d'internet i practicar amb el que he observat, concretament començant a construir models difusos

tipus Mamdani i tipus Sugeno fent servir el paquet de lògica difusa de Matlab. I sobre tot amb l'ajut de la tutora per resoldre dubtes.

10.2.3 Estudi de la metodologia FIR i dels sistemes difusos clàssics

Aquesta tasca va en conjunt amb la tasca anterior ja que al començar a fer servir els models difusos clàssics implica aprendre sobre ells. A més del coneixement adquirit amb la pràctica també s'ha inclòs la lectura de *papers* i demés documents informatius sobre FIR i els sistemes difusos clàssics, proporcionats per la tutora i acompanyats per dubtes a resoldre.

10.2.4 Primera fase del desenvolupament

Aquí és on comença la producció tangible del projecte i on es comencen a aplicar els coneixements obtinguts prèviament. Està formada per dos parts:

Disseny i desenvolupament de models difusos clàssics a partir d'un model FIR de forma automatitzada.

Es tracta de dissenyar i implementar el que serà un mecanisme que automatitzarà el procés d'obtenir models Mamdani i Sugeno a partir dels resultats obtinguts després d'aplicar la metodologia FIR a un conjunt de dades.

S'ha implementat en Matlab fent servir funcions pròpies i funcions ja existents en el paquet de FIR.

Per a aquesta tasca són requisits necessaris les dos tasques anteriors.

Aquest procés d'automatització implementat s'ha fet servir per a implementar la segona part del projecte que s'explica en el següent apartat.

Validació dels models desenvolupats en aquesta fase

Tot i tenir aquesta part del software implementada, abans de fer-la servir per la següent part és necessari validar els models obtinguts aplicant-los a models de dades de test per tal de comprovar que funcionen correctament i ofereixen resultats desitjables.

10.2.5 Segona fase del desenvolupament

Segona part del desenvolupament, on es comença a visualitzar el resultat final del projecte. Per a poder començar aquesta part es imprescindible tenir la tasca anterior acabada. Aquesta fase també està dividida en dos parts:

Disseny i desenvolupament del procés d'inferència híbrida FIR-Mamdani-Sugeno

Aquesta tasca consisteix en dissenyar i implementar un procés d'inferència híbrida FIR-Mamdani-Sugeno. Per tal d'aconseguir-ho s'ha fet servir el procés d'automatització implementat en la tasca anterior el qual proporciona els models clàssics de Mamdani i de Sugeno a partir dels resultats del FIR, els quals a la vegada s'han aplicat sobre les mateixes dades i s'ha obtingut una metodologia mixta que fa servir les tres metodologies mencionades per obtenir uns millors resultats: millor "llegibilitat" dels resultats finals (eliminant "soroll" de les dades) però a canvi de perdre una mica de precisió. Però amb aquesta metodologia híbrida s'intenta obtenir el millor de les tres per tal de millorar els aspectes positius d'aquestes i reduir els negatius.

Validació de la metodologia híbrida implementada

Un cop implementada aquesta metodologia híbrida es valida fent servir dades de test i "benchmarks" públics per tal d'observar l'eficàcia d'aquesta nova metodologia i la seva eficiència, comparant-la amb d'altres mètodes (incloent els que aquesta implementa, per separat) i posteriorment s'avaluen aquests resultats i s'analitzen.

10.2.6 Anàlisi de resultats

Finalment s'han analitzat els resultats obtinguts amb la metodologia híbrida per determinar i reportar l'eficàcia d'aquesta.

10.2.7 Tasques paral·leles

També s'ha de tenir en compte la tasca de redacció de la memòria del projecte que comença aproximadament quan la primera fase del desenvolupament acaba, i les quedades periòdiques amb els tutors per el control i gestió del projecte, a més de la tasca d'adquirir nous coneixements tècnics al llarg del projecte.

En la següent taula es mostren les hores estimades que s'empraran en cada tasca.

Tasca	Temps (hores)
Planificació	50
Familiarització amb matlab	25
Estudiar FIR i sistemes clàssics	65
Primera fase desenvolupament	100
Segona fase desenvolupament	135
Anàlisi dels resultats obtinguts	25
Redacció i temes de gestió	50
Total	450

Figura 21. Temps estimat originalment per a cada tasca

10.3 Desviacions i plans alternatius

La idea era seguir la planificació tal i com està descrita però el temps és certament escàs i qualsevol obstacle podia implicar certs canvis en la planificació per tal d'acabar a temps el projecte. Simplement pel fet de trigar més del previst en completar alguna tasca o per alguna dificultat imprevista per falta de coneixements.

En cas de que alguna tasca costés més temps del previst la idea és reduir el nombre de benchmarks de prova en la fase de validació del model híbrid final, i com a mesura excepcional s'ometria l'optimització dels models FIS obtinguts si fos necessari, per tal de poder obtenir la predicció mixta funcionant, tot i que amb menys eficàcia.

D'altra banda si alguna tasca fos completada abans del previst es començaria amb la següent de forma immediata per tal d'obtenir més marge de temps i poder assolir tots els objectius, tot i que el principal objectiu és obtenir el procés d'inferència híbrida FIR-Mamdani-Sugeno i la seva validació.

Una desviació que no es va preveure és el fet de que vaig començar a treballar a temps complet durant el curs, la qual cosa em va reduir dràsticament el temps lliure que podia dedicar a la realització del TFG pel que vaig decidir allargar el TFG fins la següent convocatòria, 3 mesos després.

10.4 Recursos

Quan parlem de recursos parlem tant dels humans com dels materials. Pel que fa als recursos humans utilitzats per a aquest projecte trobem un equip amb diferents rols. Començant per la meua posició, desenvolupador, tester i project manager ja que el projecte ha estat desenvolupat per una sola persona, he d'assumir tots aquests rols. A més hi ha els rols dels directors del projecte, encarregats de supervisar la realització del projecte i de la memòria d'aquest.

Pel que fa als recursos materials, dispo de un ordinador portàtil. Per generar la memòria del projecte uso les eines de Google Drive (Google Docs, Fulls de càlcul de Google, Presentacions de Google ...). L'entorn de programació que he fet servir són Matlab i Visual Studio Code.

Per mantenir historial de versions del codi s'ha fet servir GitHub.

10.5 Diagrama de Gantt

El diagrama de Gantt és una eina gràfica que té com a objectiu extreure el temps de dedicació prevista per a diferents tasques que ha estat un llarg període de temps definit. En els annexos es mostra el diagrama corresponent a la planificació inicial del projecte (Annex B) el qual mostra gràficament la distribució temporal de les tasques descrites prèviament.

Clarament aquest no és el diagrama final, però es pot assumir que el diagrama final és el mateix que l'inicial excepte per que acaba a l'abril de 2019 en comptes de al gener (causat per una reducció d'hores setmanals dedicades al projecte).

10.6 Desviacions patides durant el projecte

En aquest apartat s'explicaran les desviacions que ha patit la planificació durant el projecte, les quals són considerables.

En primer lloc, degut al fet que vaig començar a treballar a temps complet per a una empresa durant el curs, el temps que he pogut dedicar al projecte setmanalment es va veure molt reduït pel qual al final es va decidir allargar la presentació del treball un quadrimestre extra. Tot i així he anat molt just de temps durant el projecte per la mateixa raó. He mantingut contacte amb els professors a través de correu electrònic i hem quedat quan he pogut per tal de coordinar el treball però amb certes dificultats. Degut a aquesta desviació m'he vist obligat a ometre certes parts del projecte:

- L'optimització dels models FIS generats: Aquesta part és molt important ja que com a conseqüència els resultats obtinguts contenen un error molt més elevat, i és necessari ser conscient d'aquest fet a l'hora de realitzar l'anàlisi dels resultats.
- La realització de proves de benchmark: S'ha vist reduït el nombre de proves amb dades de test que s'han realitzat contra els models generats.

11 Gestió econòmica

11.1 Identificació dels costos

S'identifiquen tres tipus de costos en aquest projecte: directes, indirectes i de control de gestió:

Costos directes:

- Mà d'obra del desenvolupador
- Mà d'obra del *project manager*
- Mà d'obra del *tester*
- Eines de treball
 - Portàtil Acer
- Software de treball
 - Llicència Matlab estudiant UPC

- Ubuntu 16.04
- Google Drive
- GitHub

Costos indirectes:

- Consum d'electricitat
- Accés a internet

Costos de control de gestió:

- Imprevistos

11.2 Estimació dels costos

A continuació es detallen els costos estimats del projecte, especificant els recursos necessaris i els seus costos. També es tenen en compte costos indirectes i pressupost extra per tal de cobrir possibles costos inesperats.

11.2.1 Costos directes

- Cost dels recursos humans

Com que aquest projecte ha estat realitzat per una sola persona, aquesta ha hagut de complir les tasques de project manager, desenvolupador i tester. A continuació es mostra el pressupost d'aquests rols.

Rol	Sou brut (€/h)	Temps empleat (h)	Cost (€)
Desenvolupador	10	300	3000
<i>Project Manager</i>	26	50	1300
<i>Tester</i>	28	100	2800
TOTAL	7100 €		

*Figura 22. Cost de recursos humans**

*Els salaris es basen en una aproximació de l'estudi de remuneració de Michael Page [44]

Tot i que totes les tasques les realitza una sola persona, s'ha de dividir cada tasca segons el rol al que pertoca cada una, així doncs tenim:

Com a desenvolupador es realitzen totes les tasques de disseny i programació del software i la validació dels models obtinguts.

Com a tester bàsicament es comprova que el software funciona correctament, i que per tant a part de realitzar tests també te part en la validació dels resultats i a l'hora de programar.

Finalment el rol de project manager només té implicació en la planificació del projecte i possiblement en part del disseny.

- Cost de les eines de *hardware*

Per tal de dur a terme aquest projecte és necessari cert *hardware* tot i que mínim, el qual s'especifica a continuació.

Material	Unitats	Cost (€)
Portàtil Acer amb Ubuntu 16.04	1	800
TOTAL		800 €

Figura 23. Cost de les eines de hardware.

- Cost de les eines de *software*

A continuació es presenta el pressupost dels recursos de *software* que s'ha fet servir, els quals són totalment gratuïts.

Software	Llicències	Cost (€)
Llicència Matlab estudiant UPC	1	0
Ubuntu 16.04	1	0
Google Drive	1	0
GitHub	1	0
TOTAL		0 €

Figura 24. Cost de les eines de software.

11.2.2 Costos indirectes

A continuació es presenten els costos indirectes del projecte:

Recurs	Preu	Quantitat	Cost (€)
Electricitat	0,13 € / kWh	1500 kWh	195
Connexió a internet	35€ / mes	4 mesos	140
TOTAL	335 €		

Figura 25. Costos indirectes*

*Dades estimades a partir del consum mensual d'electricitat i internet

11.2.3 Costos de control de gestió

Com que és un projecte de *software* que bàsicament només tindrà desviacions en la fase de desenvolupament, es va decidir dedicar un 5% de la suma dels costos directes i indirectes per a imprevistos. Es farà servir només en cas necessari. Per tant, el cost d'imprevistos és:

$$0.05 * (\text{costos directes} + \text{costos indirectes}) = 0.05 * (7900 + 335) = 411.75 \text{ €}.$$

Concepte	Cost (€)
Cost directe	7900
Cost indirecte	335
Imprevistos (5%)	412 €

Figura 26. Cost control de gestió

11.2.4 Cost total

Un cop vistos els costos del projecte, només cal sumar-los per veure el cost total

Cost	Concepte	Preu (€)
Costos directes	Recursos humans	7100
	Eines <i>hardware</i>	800
	Eines <i>software</i>	0
Costos indirectes	Consum elèctric	195
	Connexió a Internet	140
Control de gestió	Imprevistos	412
Cost Total	8647 € + 21% IVA = 10462,87 €	

Figura 27. Cost total del projecte

A més, com es veu a la figura anterior, el cost inicial ja inclou l'impost del valor afegit (IVA) del 21%. Surt un cost total de 10463 euros, segons la planificació inicial. Un cost bastant elevat tenint en compte que és un projecte sense ànim de lucre.

12 Sostenibilitat i compromís social

12.1 Matriu de sostenibilitat

	PPP	Vida Útil	Riscos
Ambiental	Consum del disseny	Petjada ecològica	Riscos ambientals
	9	17	-2
Econòmic	Viabilitat econòmica	Cost final	Riscos econòmics
	5	10	-12
Social	Impacte personal	Impacte social	Riscos socials
	9	15	-1
Rang Sostenibilitat	23	42	-15
	50		

Figura 28: Matriu de sostenibilitat

12.2 Avaluació de sostenibilitat

En aquesta part de l'informe s'analitza i avalua la sostenibilitat d'aquest projecte en les tres dimensions següents: econòmica, social i ambiental.

12.2.1 Dimensió econòmica

En aquest document ja s'ha presentat una estimació detallada dels costos d'aquest projecte per als diferents tipus de recursos. El cost d'aquest projecte és principalment degut als recursos humans ja que es tracta de desenvolupament de software que no requereix cap hardware extraordinari.

Aquest projecte és principalment acadèmic i de recerca tot i que el producte resultant pot ser utilitzat per organitzacions per a finalitats lucratives.

L'ús d'aquest producte pot estalviar hores de treball per a gent que es dedica a l'anàlisi de dades i modelització ja que l'objectiu d'aquest és facilitar la llegibilitat dels resultats obtinguts a partir de la inferència de lògica difusa i optimitzar la presa de decisions.

A més el producte no requerirà cap manteniment ja que serà un software com a producte final. Tot i així existeix la possibilitat de realitzar millores i optimitzacions que requeririen recursos humans.

12.2.2 Dimensió social

Com ja s'ha mencionat prèviament, aquest és un projecte d'àmbit acadèmic i de recerca així doncs té implicacions directes en aquest àmbit perquè proporcionarà una millora a l'hora d'analitzar dades en quant a eficiència i facilitat d'aquesta tasca.

Això pot implicar una certa millora en els avenços de la recerca en aquest àmbit.

A més com aquest producte pot ser utilitzat també per organitzacions governamentals pot implicar millores en la presa de decisions de gestió de recursos, predicció de successos, etc...

Finalment la realització d'aquest projecte a nivell personal m'ha aportat l'aprenentatge i experiència en les tècniques d'IA utilitzades i en l'entorn de Matlab

12.2.3 Dimensió ambiental

La realització d'aquest projecte únicament genera consum d'electricitat durant el desenvolupament el qual és un consum mínim i limitat a la duració d'aquest. Tot i que també es pot tenir en compte el consum elèctric dels serveis al núvol que s'han fet servir (Google Drive, GitHub,...) i l'impacte mediambiental degut a la producció del hardware utilitzat.

L'ús del producte resultant únicament requereix consum elèctric durant l'execució del programa i aquest no requereix cap hardware d'alta potència així doncs el consum d'aquest serà mínim.

A més la naturalesa d'aquest producte permet que es faci servir per millorar el consum de recursos, optimitzar, etc, ja que es tracta d'una intel·ligència artificial de propòsit general.

13 Conclusions

13.1 Dificultats

Com ja he comentat anteriorment, una de les dificultats principals que he tingut durant la realització d'aquest projecte ha estat la falta de temps degut al treball a temps complet el qual em deixava amb molt poc temps per dedicar al TFG i per descansar, que també és important.

Degut a això vaig haver d'allargar l'entrega del treball un quadrimestre per tal de poder completar-lo, però tot i així ha estat difícil en aquest aspecte.

D'altra banda també he tingut dificultats tècniques en dos àmbits diferents, en primer lloc Matlab era un entorn de programació nou per a mi, el qual ha implicat la necessitat de dedicar temps a aprendre aquest llenguatge i, a més, el fet de no estar-hi familiaritzat ha fet que certes tasques que em resultarien trivials en altres llenguatges tinguessin cert grau de dificultat. En segon lloc, l'altra dificultat tècnica que m'he trobat ha estat la falta de coneixements propis dels conceptes de *Soft computing* que es tracten en el projecte, però que he anat aprenent i aplicant gràcies als directors del projecte que m'han ajudat al llarg de tot el projecte.

13.2 Integració de coneixements

Durant la carrera, he après una gran quantitat de coneixements, que, al finalitzar la carrera em serviran per aplicar-los en situacions reals. Aquest projecte n'és un clar exemple, ja que no aporta cap coneixement nou de per si a la societat, sinó que adapta i integra tècniques que ja existeixen per donar noves solucions.

Els coneixements aplicats en aquest projecte van des de la gestió de projectes de programació, adaptació a llenguatges nous partint d'una base de coneixement de varis llenguatges que s'han fet servir al llarg de la carrera, fins a coneixements més específics com fonaments matemàtics i estadístics relacionats amb el *Soft computing*, obtinguts en assignatures com IA, APA, MD, IO. Aquestes assignatures m'han donat les bases per entendre de què es tracta el modelat de dades i com se n'extreu informació per realitzar prediccions, així de com s'apliquen metodologies per validar models i determinar la seva precisió.

Tanmateix en aquest projecte no ha sigut només l'aplicació de coneixements rebuts durant la carrera, sinó que també he après una gran quantitat de coneixements tècnics nous relacionats amb la intel·ligència artificial, concretament conceptes de lògica difusa, que no es va tractar en cap assignatura.

13.3 Conclusions

L'objectiu principal d'aquest projecte s'ha assolit amb èxit, ja que la creació de la predicció mixta FIR-Mamdani-Sugeno s'ha completat satisfactòriament, a partir dels models FIS generats a partir del model FIR inicial, la generació dels quals també era un dels objectius principals del projecte. A més s'han pogut realitzar proves de test per validar els models. No obstant això, cal mencionar que un altre dels objectius principals no s'ha pogut assolir amb èxit degut a la falta de temps que he patit durant aquest projecte. Es tracta de l'optimització dels models FIS generats a partir del model FIR, la qual cosa hagués permès obtenir una millor precisió en la predicció resultant. La falta d'aquesta optimització s'ha vist clarament reflectida en l'anàlisi dels resultats. Aquesta optimització és un treball futur que es pot dur a terme en un TFG que continuï amb aquesta interessant recerca.

Un cop vistos els objectius més tècnics del projecte i les conclusions tècniques del mateix, continuaré explicant una mica més les conclusions personals que he tret d'aquest projecte. Per començar, i seguint una mica el fil amb el paràgraf anterior, aquest projecte m'ha servit per aprendre les tècniques de soft computing del Fuzzy inductive reasoning i dels Fuzzy inference systems, els quals no coneixia en absolut abans de realitzar aquest projecte i m'han semblat molt interessants, en especial el concepte de General system problem solver. A més a més, també he après a programar i fer servir l'entorn Matlab, que tampoc havia fet servir mai (però que si coneixia), per tant es tracta d'una ampliació de coneixements de programació a més dels que ja tenia. Finalment, comentar que a més dels coneixements tècnics que he obtingut durant el projecte també he après com es realitza un projecte de recerca i he llegit varis articles científics, la qual cosa m'ha permès observar en més profunditat aquest entorn.

13.4 Futur del projecte i possibles millores

Com a treball futur, la primera cosa que s'hauria de fer és completar l'optimització dels models Mamdani i Sugeno generats per tal d'obtenir la millor precisió possible en la predicció, ja que en l'estat actual del projecte aquest programa no es pot fer servir en un entorn de producció i la validació dels resultats no és del tot optima degut a aquesta mancança.

Un cop s'obtinguin els models òptims ja es podrà tornar a realitzar més proves de benchmark i tornar a realitzar anàlisis dels resultats per poder validar realment el model híbrid que s'ha implementat.

Una altra millora interessant seria la implementació d'una GUI per el modelat mixt, que permetés la seva utilització a tot tipus d'usuari.

14 Referències

- [1] Francisco Mugica i Angela Nebot. "*Reasoning under uncertainty with FIR methodology*". International Journal of Approximate Reasoning, Volume 41, Issue 3, April 2006, Pages 287-313
- [2] Ljung, L. "System Identification: Theory for the User". Printece Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1987, ISBN 0138816409.
- [3] Zhu, Y. i Backx, T. "Identification of Multivariable Industrial Processes". Springer-Verlang, London, UK, 1993.
- [4] UCI Machine Learning Repository, <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>
- [5] Cellier, F. i Nebot, A. i Mugica, F. i de Albornoz A. "*Combined Qualitative/Quantitative Simulation Models of Continuous—Time Processes Using Fuzzy Inductive Reasoning Techniques*". International Journal of General Systems, Vol. 24, (1-2) pp. 95-116, 1996.
- [6] Zadeh, Lotfi A. "*Fuzzy Sets*". Inform. Control, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [7] Singer, Dennis i Singer, P. G. "*System Identification based on Linguistic Variables*". Fuzzy Sets and Systems, Vol. 47(1992), pp 141-149, 1992.
- [8] Luciano, A. M. i Savastano, M. "*Fuzzy Identification of Systems with Unsupervised Learning*". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Vol. 27(1), pp. 138-141, 1997.
- [9] Nozaki, Ken i Ishibuchi, Hisao i Tanaka, Hideo. "*A simple but a powerful heuristic method for generating fuzzy rules from numerical data*". Fuzzy Sets and Systems, Vol. 86(1997), pp. 251-270, 1997.
- [10] Roger Jang, Jyh-Shing "*ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System*". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23(3), pp. 665-685, 1993.
- [11] Ishibuchi, Hisao i Fujioka, Ryosuke i Tanaka, Hideo. "*Neural Networks that learn from Fuzzy if-then Rules*". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1(2), pp. 85-97, 1993.

- [12] Abe, Shigeo i Lan, Ming-Shong. "A method for fuzzy rules extraction directly from numerical data and its application to pattern clasification". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 3(1), pp. 18-28, 1995.
- [13] Homaifar, Abdollah i McCormick, Ed. "Simultaneous Design of Membership Functions and Rule Sets for Fuzzy Controllers Using Genetics Algoritms". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 3(2), pp. 129-139, 1995.
- [14] Ishibuchi, Hisao i Nozaki, Ken i Yamamoto, Naohisa i Tanaka, Hideo. "Selecting Fuzzy if-then Rules for Clasification Problems using Genetic Algoritms". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 3(3), pp. 260-270, 1995.
- [15] Fu, Li Min. "Incremental Knowledge Acquisition in Supervised Learning Networks". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 26(6), pp. 801-809, 1996.
- [16] Wong, Ching-Chang i Lin, Nine-Shen. "Rule extraction for fuzzy Modeling". Fuzzy Sets and Systems, Vol. 88(1997), pp. 23-30.
- [17] Chen, S. B. i Wu, L. i Wang, Q. L. "Self-Learning Fuzzy Neural Networks for control of uncertain Systems with time delays". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 27(1), pp. 142-148, 1997.
- [18] Narendra, Kumpati S. i Parthasarathy, Kannan "Identification and Control of Dynamical Systems using Neural Networks". IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1(1), pp. 4-26, 1990.
- [19] Narendra, Kumpati S. i Parthasarathy, Kannan "Neural Networks and Dynamical Systems". Int. Journal of Approximate Reasoning 1992, N.Y., pp. 109-131, 1992.
- [20] Theocharis, John i Vachtsevanos, George. "Recursive Learning Algorithms for Training Fuzzy Recurrent Models". International Journal of Intelligent Systems. Vol. 11, pp. 1059-1098, 1996.
- [21] Kang, Hoon. "Stability and Control of Fuzzy Dinamic Systems via Cell State Transitions in Fuzzy Hipercubes". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1(4), pp. 267-279, 1993.
- [22] Lotfi, A. i Andersen, C. i Tsoi, A. C. "Matrix Formulation of Fuzzy Rule-Based Systems". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Vol. 26(2), pp. 332-340, 1996.

- [23] Ouassir, M. i Melin, C. "*Causal graph and rule generation: application to fault diagnosis of dynamic processes*".
- [24] Simpson, Patrick K. "*Fuzzy min-max Neural Networks*". IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3(5), pp 776-786, 1992.
- [25] Thawonmas, Ruck i Abe, Sigeo. "*A Novel Approach to Feature Seleccction Based on Analysis of Class Regions*". IEEE Transactions on Systems, Man and Cibernetics, Vol. 27(2), pp. 196-207, 1997.
- [26] Lu, Yi i Chen, Tie Qi. "Fast rule generation and membership function optimization for a fuzzy diagnosis system". IEA/AIE '97, 10th Int. Conf. on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems , Atlanta, USA.
- [27] Nozaki, Ken i Ishibuchi, Hisao i Tanaka, Hideo. "*Adaptive Fuzzy Rule-Based Clasification Systems*". IEEE Transactions on Systems, Vol. 4(3), pp. 238-250, 1996.
- [28] Peters, L. i Beck, K. i Camposano, R. "*Fuzzy Logic Controler with Dynamic Rule Set*". IIIIE Int. Symposium on Intellint Control, august 11-13 1992, Glasgow, Scotland, U.K. Knowledge-based Systems and Computer Science, Vol 4(1988), pp. 73-78.
- [29] Rovatti, Riccardo i Guerrieri, Roberto. "*Fuzzy Sets of Rules for System Identification*". IEEE Transactions on Systems, Vol. 4(2), pp. 89-102, 1996.
- [30] Sebag, Michele i Schoenauer, Marc. "*Inductive Learning of membership functions and fuzzy rules*". Uncertainly Modeling and Analysis: Theory and Applications. pp. 87-108, 1994.
- [31] Takagi, Tomohiro i Sugeno, Michio. "*Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control*". IEEE Transactions on Systems, Man and Cibernetics. Vol. 15(1), pp. 116-132, 1985.
- [32] Sugeno, Michio i Yasukawa, Takahiro "*A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling*". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Man and Cybernetics, Vol. 1(1), pp. 7-31, 1993.
- [33] Nomura, Hiroyoshi i Hayashi, Isao i Wakami, Noboru. "*A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method*". IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Diego, CA, pp. 203-210, 1992.

- [34] Nebot, A., F. Mugica, F.E. Cellier, M. Vallverdú, "Modeling and Simulation of the Central Nervous System Control with Generic Fuzzy Models", *Simulation: Transactions of The Society for Modeling and Simulation*, Vol. 79(11), p.p. 648-669, 2003
- [35] Gómez, P., A. Nebot, S. Ribeiro, R. Alquézar, F. Mugica, F. Wotawa "Local Maximum Ozone Concentration Prediction Using Soft Computing Methodologies", *Systems Analysis Modelling Simulation*, Vol. 43(8), p.p. 1011-1031, 2003
- [36] Nebot, A. i Mugica, F. "Fuzzy Inductive Reasoning: a consolidated approach for modeling dynamical complex systems", *International Journal of General Systems*, Vol. 41, No. 7, p.p. 645-665, 2012
- [37] Mamdani E.H. and S. Assilian. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1):1-13. 1975
- [38] González, C., *Lógica Difusa, una introducción práctica*.
http://www.esi.uclm.es/www/cglez/downloads/docencia/2011_Softcomputing/LogicaDifusa.pdf
- [39] "What is MATLAB?" <https://cimss.ssec.wisc.edu/wxwise/class/aos340/spr00/whatismatlab.htm>
- [40] Fuzzy toolbox de MATLAB. <https://es.mathworks.com/help/fuzzy/>
- [41] European Commission, 2013:
http://ec.europa.eu/research/industrial_technologies/energy-efficient-buildings_en.html
- [42] Tsanas, A., Xifara A., 2012. Accurate quantitative estimation of energy performance of residential buildings using statistical machine learning tools. *Energy and Buildings*, 49, 560-567.
- [43] Ecotet, 2019. <http://usa.autodesk.com/ecotect-analysis/>
- [44] Estudi de remuneració https://www.michaelpage.es/sites/michaelpage.es/files/Pg_ER_IT.pdf

ANNEXOS

Annex A: Exemple de fitxer “.fis”

```
[System]
Name='mamdani'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=3
NumOutputs=1
NumRules=6
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='prod'
AggMethod='sum'
DefuzzMethod='centroid'
```

```
[Input1]
Name='v1'
Range=[0.62 0.98]
NumMFs=2
MF1='1':'gaussmf',[0.09 0.71]
MF2='2':'gaussmf',[0.09 0.89]
```

```
[Input2]
Name='v4'
Range=[110.25 220.5]
NumMFs=2
MF1='1':'gaussmf',[27.5625 137.812]
MF2='2':'gaussmf',[27.5625 192.938]
```

```
[Input3]
Name='v7'
Range=[0 0.4]
NumMFs=2
MF1='1':'gaussmf',[0.1 0.1]
MF2='2':'gaussmf',[0.1 0.3]
```

```
[Output1]
```

Name='v9'
Range=[6.01 43.1]
NumMFs=2
MF1='1': 'gausmf', [9.2725 15.2825]
MF2='2': 'gausmf', [9.2725 33.8275]

[Rules]

1 1 1, 2 (1) : 1
1 1 2, 2 (1) : 1
1 2 1, 1 (1) : 1
1 2 2, 1 (1) : 1
2 1 1, 2 (1) : 1
2 1 2, 2 (1) : 1

Annex B: Diagrama de Gantt inicial

Diagrama de GANTT del projecte

En la siguiente tabla se muestran las horas estimadas que se emplearon en cada tarea.

