



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

Desarrollo de una solución para la interacción eficiente y no intrusiva en el hogar digital

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería Informática

AUTOR/A: Mestre Gascón, Antoni

Tutor/a: Albert Albiol, Manuela

Cotutor/a: Pelechano Ferragud, Vicente

Director/a Experimental: GIL PASCUAL, MIRIAM

CURSO ACADÉMICO: 2021/2022



# Agraïments

---

En primer lloc, vull agrair als meus tutors Manoli Albert, Miriam Gil i Vicente Pelechano, del centre de recerca PROS, sense la seua ajuda, suport i paciència aquest projecte no hauria estat possible.

A la direcció de l'ETSINF per tot el suport durant tot aquest temps.

Al meu company i amic Mario C. Mocholí per tota l'ajuda i comprensió al llarg d'aquests quatre anys.

A Ángeles Calduch per ser sempre font d'ajuda, comprensió i suport.

I per últim, agrair a la meua família tota la paciència i estima.

A tots ells, gràcies.



## Resum

---

L'objectiu del TFG és desenvolupar una solució en l'àmbit de la llar digital per a l'adaptació de la interacció entre el sistema i els habitants de la llar de manera que s'aconsegueixi una interacció més eficient i no intrusiva. Aquesta solució adapta contínuament els mecanismes d'interacció utilitzats per a comunicar-se amb l'usuari en funció del context del sistema i de l'humà, de les preferències dels humans i de l'atenció de l'humà a cada moment sobre el sistema. La solució estarà formada per un conjunt de components que realitzaran des de la recollida de dades censades pel sistema, la seva anàlisi i tractament, fins a la selecció del mecanisme d'interacció més adequat. Per a determinar el mecanisme d'interacció més adequat es té en compte el nivell d'atenció de l'usuari sobre el sistema. Aquest valor l'infereix un model predictiu que determina quin és el nivell d'atenció que presenta l'usuari per a interactuar amb el sistema. El model predictiu es construeix amb un algorisme d'aprenentatge automàtic supervisat. L'etiquetatge de mostres d'entrenament el realitzen els usuaris finals utilitzant un simulador de la llar digital.

**Paraules clau:** Llar digital; aprenentatge automàtic supervisat; aprenentatge automàtic centrat en l'humà; interacció eficient; interacció no intrusiva.

## Resumen

---

El objetivo del TFG es desarrollar una solución en el ámbito del hogar digital para la adaptación de la interacción entre el sistema y los habitantes del hogar de forma que se consiga una interacción más eficiente y no intrusiva. Esta solución adapta continuamente los mecanismos de interacción utilizados para comunicarse con el usuario en función del contexto del sistema y del humano, de las preferencias de los humanos y de la atención del humano en cada momento sobre el sistema. La solución estará formada por un conjunto de componentes que realizarán desde la recolección de datos censados por el sistema, su análisis y tratamiento, hasta la selección del mecanismo de interacción más adecuado. Para determinar el mecanismo de interacción más adecuado se tiene en cuenta el nivel de atención del usuario sobre el sistema. Este valor lo infiere un modelo predictivo que determina cuál es el nivel de atención que presenta el usuario para interactuar con el sistema. El modelo predictivo se construye con un algoritmo de aprendizaje automático supervisado. El etiquetado de muestras de entrenamiento lo realizan los usuarios finales utilizando un simulador del hogar digital.

**Palabras clave:** Hogar digital; aprendizaje automático supervisado; aprendizaje automático centrado en el humano; interacción eficiente; interacción no intrusiva.

# Abstract

---

The objective of this Final Degree Project is to develop a solution in the field of the digital home for the adaptation of the interaction between the system and the inhabitants of the home in such a way that a more efficient and non-intrusive interaction is achieved. This solution continuously adapts the interaction mechanisms used to communicate with the user based on the context of the system and the human, the preferences of the humans and the attention of the human at each moment on the system. The solution will consist of a set of components that will carry out from the collection of data registered by the system, its analysis and treatment, to the selection of the most appropriate interaction mechanism. To determine the most appropriate interaction mechanism, the user's level of attention to the system is considered. This value is inferred by a predictive model that determines the level of attention that the user presents to interact with the system. The predictive model is a supervised machine learning algorithm. Labeling of training samples is done by end users using a digital home simulator.

**Keywords:** Digital home; supervised machine learning; human-centered machine learning; efficient interaction; non-intrusive interaction.

# Taula de continguts

---

1	Introducció .....	10
1.1	Motivació .....	10
1.2	Objectius .....	11
1.3	Estructura .....	12
2	Estat de l'Art .....	13
3	Intel·ligència Artificial .....	15
3.1	Història i definició.....	15
3.2	Aprenentatge Automàtic .....	16
3.3	Random Forest.....	18
3.4	K Veïns més Pròxims .....	20
3.5	Màquines de Vectors Suport.....	20
3.6	Xarxes Neuronals Artificials .....	22
3.6.1	Capes Neuronals .....	22
3.6.2	Funcions d'activació .....	24
3.6.3	Optimitzadors i funcions de perduda.....	25
3.7	Mètriques.....	25
3.7.1	Exactitud.....	25
3.7.2	Precisió.....	26
3.7.3	Cobertura .....	26
3.7.4	F1 .....	26
3.7.5	Matriu de Confusió.....	26
4	Disseny de la Solució i Metodologia.....	28
4.1	Disseny Conceptual de la Solució.....	28
4.2	Metodologia.....	29
5	Cas d'Estudi .....	31
5.1	La llar digital .....	31
5.2	Simulador .....	31
5.3	Dades .....	33
6	Eines Utilitzades .....	35
6.1	Python .....	35

6.2	Numpy .....	35
6.3	Sklearn .....	35
6.4	Keras-Tensorflow.....	36
6.5	Matplot.....	37
7	Desenvolupament i Integració.....	38
7.1	Random Forest.....	38
7.2	K Veïns més Propers.....	39
7.3	Màquina de Vectors Suport .....	40
7.4	Xarxa Neuronal.....	41
7.5	Anàlisi de resultats.....	43
7.6	Integració.....	45
8	Conclusió i Treballs Futurs .....	47
8.1	Conclusió.....	47
8.2	Treballs futurs.....	47
8.3	Relació amb les assignatures .....	48
9	Bibliografia.....	49
	Reflexió sobre els Objectius ODS .....	53
	Annex 1 ODS.....	52
	Annex 2 Dades .....	54

## Índex de figures

---

Figura 1.	Internet de les Coses .....	10
Figura 2.	Figura A del Ars Magna de Lull .....	15
Figura 3.	Intel·ligència Artificial, Aprenentatge Automàtic i Aprenentatge Profund .....	16
Figura 4.	Classificació (esquerra) i regressió (dreta) .....	17
Figura 5.	Exemple d'Arbre de decisió .....	18
Figura 6.	Esquema de Random Forest .....	19
Figura 7.	KNN amb $k = 3$ i $k = 5$ .....	20
Figura 8.	Exemple de Màquines de Vectors Suport .....	21
Figura 9.	Exemple Kernel .....	21
Figura 10.	Neurona i Neurona Artificial .....	22
Figura 11.	Esquema de Xarxa Neuronal Artificial.....	23
Figura 12.	Combinacions de capes.....	24
Figura 13.	Funcions d'activació.....	24
Figura 14.	Matriu de Confusió.....	27
Figura 15.	Esquema de la solució proposada .....	28



Figura 16. Esquema ML Ops .....	29
Figura 16. Simulador OpenSHS.....	32
Figura 17. Simulador amb extensió d'etiquetes.....	34
Figura 18. Distribució de classes .....	34
Figura 19. Exemple de codi de Sklearn en Python.....	36
Figura 21. Gràfica dels resultats amb diferents estimadors.....	39
Figura 22. Gràfica de resultats amb diferents veïns .....	40
Figura 23. Gràfica de resultats amb diferents kernels .....	41
Figura 24. Gràfica de resultats amb diferents arquitectures .....	43
Figura 25. Resultats algorismes.....	44
Figura 26. Matriu de confusió Xarxa Neuronal .....	44
Figura 27. Esquema d'Interacció .....	45

## Index de Taules

---

Taula 1. Components del data set generat per OpenSHS .....	33
Taula 2. Exemples de mecanismes d'interacció.....	33
Taula 3. Exemple mostres etiquetades .....	34
Taula 4. Resultat del algorisme Random Forest amb diferents estimadors.....	38
Taula 5.. Resultat del algorisme K Veïns més Propers amb diferents veïns.....	39
Taula 6. Resultat del algorisme Màquina de vectors Suport amb diferents kernels.....	41
Taula 7. Estudi de funcions d'activació .....	42
Taula 8. Resultat de Xarxes Neuronals amb diferents arquitectures .....	43



# 1 Introducció

En aquest primer capítol de la memòria s'explica la temàtica del projecte, que consisteix en el desenvolupament d'un sistema que genere interaccions eficients i no intrusives en l'àmbit de la llar digital. Aquest sistema, es basa en l'ús d'algorismes d'aprenentatge automàtic per tal d'inferir, segons l'usuari i el context, quin és el mecanisme d'interacció més adequat.

A banda de desglossar la temàtica del projecte, en aquesta secció també s'exposen tant els objectius com l'impacte que es vol obtenir. Tanmateix, a la secció 1.3, es fa referència a la relació d'aquest projecte amb els Objectius de Desenvolupament Sostenible de les Nacions Unides.

## 1.1 Motivació

Durant les últimes dècades, el desenvolupament de l'electrònica ha permès incorporar noves solucions tecnològiques en quasi tots els àmbits. Una de les tendències actuals es la incorporació de computadors -siguen aquests més o menys complexos- en les eines i utensilis d'ús diari per automatitzar, o assistir, en les accions que aquestes realitzen. Així, aquestes eines estaven *smarts*, o intel·ligents.

Al construir aquests tipus de solucions, es creen grans i complexos sistemes, interconnectats entre ells, donant lloc al paradigma smart-everything [1], aquest concepte descriu la tendència actual on tot està esdevenint smart; cotxes, ciutats, llars, etc. L'exemple paradigmàtic és el Internet de les Coses, conegut com IoT per l'abreviació de l'anglès *Internet of Things* (Figura 1), que construeix enormes sistemes de computació ubiqüa on els computadors es mimetitzen amb l'entorn.

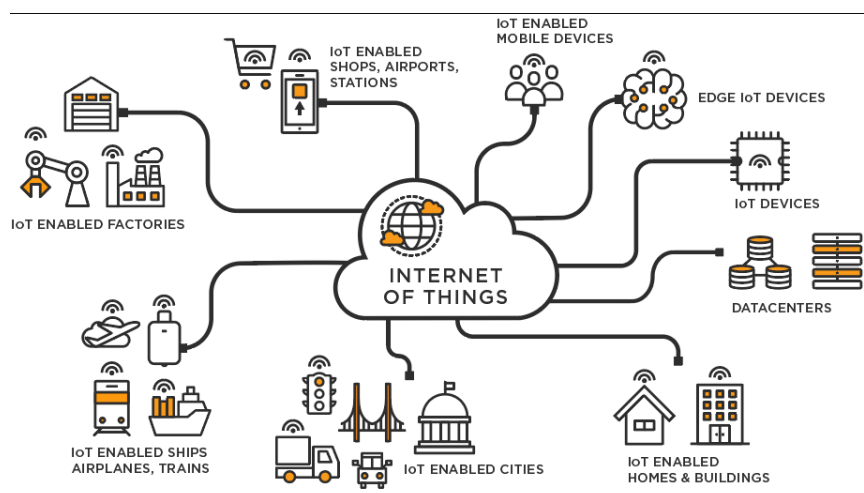


Figura 1. Internet de les Coses

Aquest nou paradigma de sistemes intel·ligents requereixen de nous mètodes d'interacció que s'adeqüen a les capacitats humanes per tal de que l'humà es mantinga,

en major o menor nivell, involucrat en el sistema, ja que no té sentit que, en alguns contextos, aquests sistemes realitzen les tasques i que l'usuari quede renegat a una posició marginal d'espectador que diposita la confiança en el sistema sense cap opció d'intervenció.

Així doncs, cal que el sistema interactue amb l'humà, però també cal tindre en compte que aquests sistemes són força dinàmics, i tenint en compte que l'atenció humana és limitada [2], cal que les interaccions que el sistema manté amb l'humà siguen el més adequades possibles.

Quan parlem de generar interaccions adequades, s'al·ludeix a la generació d'interaccions que siguen eficaces, és a dir, que al generar una s'aconsegueix que l'usuari obtinga la informació que el sistema li vol transmetre per tal que la tasca que s'està duent a terme siga executada de manera correcta. Però a banda de que la interacció generada siga eficaç, en aquest projecte s'aborda la generació d'interaccions eficients, açò és, interaccions que tinguen un nivell de intrusivitat adequat per a l'usuari i el seu context, ja que si bé és cert que les notificacions altament intrusives capten l'atenció de l'usuari amb més facilitat, també ho és que utilitzar mecanismes d'interacció massa intrusius pot saturar l'humà.

## 1.2 Objectius

---

Al dissenyar les interaccions en aquest tipus de sistemes cal tenir en compte el factor de intrusivitat de la interacció, açò és, el nivell de magnitud en termes de captació de l'atenció humana que presenta el mecanisme d'interacció utilitzat per a la interacció.

El nivell d'intrusivitat òptim associat a una interacció depèn de diversos factors. En primer lloc caldria tindre en compte el context de l'usuari, ja que no és el mateix interactuar amb un humà que està en una reunió de treball que amb un humà que està cuinant mentre escolta música. Un altre factor a tindre en compte seria les preferències, necessitats i limitacions de l'usuari.

Així doncs, per tal d'aconseguir aquest tipus d'interaccions, cal aplicar processos de disseny de notificacions centrats en l'usuari. Com ja han demostrat nombrosos estudis de *Human-Computer Interaction* [3] [4], les interfícies i interaccions creades seguint un disseny centrat en l'usuari proporcionen una millor experiència, en termes d'eficàcia però també d'eficiència, a l'usuari.

Així doncs, l'objectiu del present treball és el de la implementació d'un sistema que siga capaç de generar interaccions amb un nivell de intrusivitat que s'ajuste tant al context com a l'usuari. Aquest objectiu es durà a terme mitjançant l'ús de tècniques de Intel·ligència Artificial, més concretament Aprenentatge Automàtic i Aprenentatge Profund, per tal de que siga analitzat tant l'escenari com l'humà involucrat i, en conseqüència, es genere la interacció més adequada. Com a cas d'estudi s'ha utilitzat la llar digital fent ús del simulador Open SHS [5].

## 1.3 Estructura

---

Aquest document s'estructura en 8 capítols:

- El primer d'ells, la Introducció, desglossa la motivació del projecte i el seu objectiu. En aquest capítol també es fa menció a la relació del projecte amb els Objectius de Desenvolupament Sostenible de les Nacions Unides.
- El segon capítol és l'Estat de l'Art, en aquesta part s'esmenten les últimes investigacions acadèmiques relacionades amb el tema del projecte.
- El tercer capítol, titulat Intel·ligència Artificial, descriu breument la història d'aquest camp de la ciència i presenta les principals tècniques d'Aprenentatge Automàtic i Aprenentatge Profund utilitzades. També s'esmenta les mètriques que s'utilitzen al llarg del projecte.
- El quart capítol es titula Disseny Conceptual de la Solució, en aquest es descriu de manera abstracta la solució proposada en aquest treball de final de grau.
- El quint, cas d'estudi, presenta la llar digital com a escenari per a desenvolupar el projecte. Es desglossa el simulador utilitzat i les dades amb les quals es treballarà en posteriors capítols.
- El sext capítol és el d'Eines Utilitzades, en aquest es descriu i justifica el ús del llenguatge de programació Python, i les llibreries pertinents, per el desenvolupament del projecte.
- El septim capítol es titula Desenvolupament i integració, i desglossa les diferents proves dutes a terme amb els algorismes de Intel·ligència Artificial i els seus resultats.
- En l'últim capítol, Conclusió, s'analitzen els resultats obtinguts i el impacte de la solució proposada, amés, s'esmenten futures línies de treball.

## 2 Estat de l'Art

---

El disseny d'interaccions que siguin capaces de generar una compenetració entre l'usuari i el sistema és un dels temes més actius en la comunitat científica. Les investigacions al respecte involucren no sols a experts en ciències de la computació, sinó també a dissenyadors, psicòlegs, sociòlegs, etc.

Durant els últims anys, un dels principals temes d'investigació en el camp de les interaccions han estat les interaccions intel·ligents, aquestes fan ús de diferents sensors que capturen el entorn, i que en ocasions monitoritzen l'usuari [4], per tal d'adaptar les notificacions a la situació i preferències. Aquests tipus d'interaccions poden ser força útils per als escenaris on l'usuari i el sistema han de cooperar per a dur a terme una tasca. Aquests escenaris de cooperació humà-màquina se'ls coneix l'àmbit acadèmic com escenaris HiL, del acrònim anglès *Human in the Loop*. Així doncs, la fluïdesa i exactitud en la interacció és essencial per al disseny de solucions HiL, ja que d'elles depèn l'èxit del sistema.

Un dels aspectes més desafiants d'aquest problema és que els entorns HiL solen ser sistemes que presenten una alta efervescència, ja que donat el nivell de paral·lelització i extensió dels sistemes, es poden llançar varies notificacions a l'usuari provinents de tasques inconnexes entre elles. Així, donat aquest dinamisme, és possible que en determinades ocasions, si no s'adapten les notificacions a l'usuari, es genere un cert nivell de confusió en l'humà [3], el que podria desembocar en el fracàs de les accions que s'estan duent a terme en eixe moment.

Per a aconseguir una cooperació adequada entre l'usuari i els sistemes HiL, la comunitat científica ha realitzat la majoria de treballs d'aquesta matèria centrant-se en la premissa de que si el sistema li ofereix les explicacions necessàries a l'usuari, aquest entendreà el comportament del sistema i s'involucrarà en major grau. La comprensibilitat del sistema per part de l'humà passa per que aquest esdevinga més transparent a ell [6], el que implica que ha de generar interaccions i notificacions pertinents de manera que l'humà pugui seguir el comportament del sistema. Aquest fet fa que, a banda de les notificacions necessàries que el sistema llança quan necessita la col·laboració de l'humà, genere també interaccions extra per tal de fer-se explicable a l'usuari.

Hi ha diversos estudis que han tractat la generació de les explicacions en aquest tipus d'entorns. Un dels estudis [7] presenta idees generals per tal de construir una capa d'auto-explicació que conté un model abstracte del sistema i proposa ajustar la profunditat de les explicacions.

Centrant-nos en l'usuari, per tal de identificar les ocasions on l'humà pren una actitud passiva al no entendre el comportament del sistema, a la literatura científica trobem altres estudis [8] on es presenten solucions basades en la retroalimentació per tal de discernir quines són les situacions en les quals l'usuari necessita informació sobre el sistema. En aquestes publicacions proposen que la realització d'una tasca en un sistema HiL siga desglosada com un conjunt d'objectius i subobjectius, demanant-li retroalimentació a l'usuari quan els compleixca, o fracasse. Mitjançant aquesta proposta,

es poden actualitzar els sistemes oferint explicacions en aquelles situacions que han generat confusió en el usuari.

Així doncs, totes aquestes qüestions posen de manifest la importància que les interaccions tenen en els sistemes en general, i en els HiL en particular, ja que la falta d'explicacions pot generar riscos per a la seguretat [9].

Però la immensa majoria dels treballs científics dels últims anys, en l'àmbit dels sistemes HiL, aborden el repte de les interaccions centrant-se en l'aplicació de tècniques d'explicabilitat per tal de proporcionar informació del sistema a l'usuari, però a banda de proporcionar les interaccions necessàries, també cal generar-les de manera no intrusiva. Trobem nombrosos estudis que treballen les interfícies adaptades al context [10], l'aplicació d'aquestes tècniques en els entorns HiL pot afavorir significativament la cooperació entre l'humà i el sistema. Així doncs, en aquest projecte s'abordarà la generació d'interaccions eficients i no inclusives en entorns HiL mitjançant l'ús de Intel·ligència Artificial.

# 3 Intel·ligència Artificial

En aquest capítol s'explica que és la intel·ligència artificial, quina és la seua història i quin tipus de tècniques hi han. També s'exposen els diferents algorismes d'aprenentatge automàtic amb els quals s'ha experimentat en aquest treball.

## 3.1 Història i definició

Per tal de veure d'on ve la Intel·ligència Artificial, ens podríem remuntar al 1283, quan Ramón Llull, escriptor, científic i filòsof mallorquí, va escriure el tractat "*Ars magna, generalis et ultima*". En aquest llibre, Llull va presentar per primer cop l'Ars (Figura 2), aquest sistema consistia en una reducció de tot el saber en uns principis generals dotats de regles de funcionament, l'aplicació d'aquestes regles permetia produir raonaments i inferir-ne la veritat o falsedat [11].

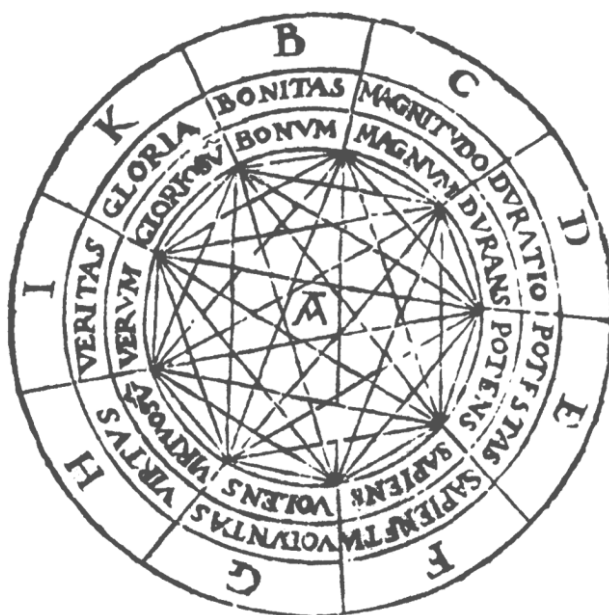


Figura 2. Figura A del Ars Magna de Llull

Malgrat que l'Art de Llull és inseparable de la cultura filosòfica, teològica i científica del segle XIII, en ella podem veure una primera aproximació d'això que ara anomenem intel·ligència artificial, és a dir, un sistema que és capaç de produir raonaments, o inferències, de manera artificial.

Així i tot, no és fins ben entrat el segle XX quan es va començar a desenvolupar de manera rigorosa la intel·ligència artificial. Al 1937, Alan Turing publicà un article sobre els nombres calculables on va presentar per primera vegada el concepte de Màquina de Turing, establint el marc teòric sobre el qual se sustenta la Intel·ligència Artificial actual.





Finalment, al 1956 es planteja de manera oficial el terme Intel·ligència Artificial a una conferència en la universitat de Dartmouth. Des d'aleshores, amb èpoques de major i menor intensitat, s'ha anat investigant aquest camp. Gràcies als avanços en matèria d'electrònica, que han proporcionat computadors més i més potents, avui en dia la Intel·ligència Artificial té una gran incidència no sols en el àmbit acadèmic, sinó també en el industrial, administratiu, governamental, etc. La intel·ligència Artificial és avui en dia un dels motors de transformació fonamentals de la nostra societat, tant és així que potències mundials inclouen aquesta tecnologia en els plans estratègics de desenvolupament, com és el cas de la República Popular Xinesa, que inclogué la Intel·ligència Artificial com a política fonamental d'estat en el pla de desenvolupament *Xina 2030* [12].

## 3.2 Aprenentatge Automàtic

---

La Intel·ligència Artificial és un camp ampli que engloba diferents tècniques, entre elles està l'aprenentatge automàtic i l'aprenentatge profund (Figura 3) que es basen en algorismes capaços de, donat un conjunt d'exemples, aprendre les principals qualitats d'aquestes per tal de classificar-los o inferir-ne algun valor. Així doncs, l'objectiu de l'aprenentatge automàtic és aconseguir un sistema que siga capaç d'haver generalitzat adequadament les característiques dels exemples per tal de realitzar inferències de mostres que no han estat analitzades amb anterioritat.

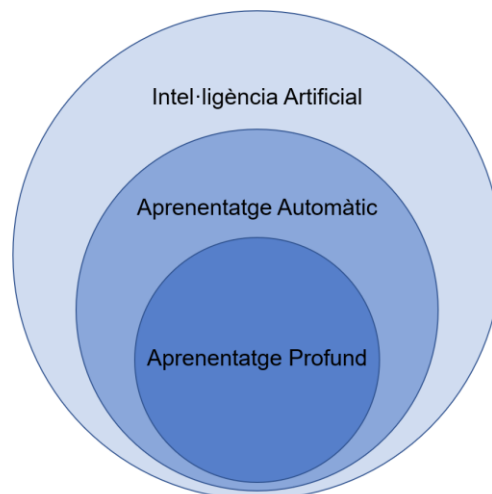


Figura 3. Intel·ligència Artificial, Aprenentatge Automàtic i Aprenentatge Profund

En aquest treball, es presenta diferents implementacions de models d'aprenentatge automàtic, i aprenentatge profund, supervisat, açò és, que a l'algorisme se li presenten un conjunt de dades d'entrenament acompanyades amb la seua corresponent etiqueta, és a dir, el valor a inferir. Des d'un punt de vista formal, donats un conjunt de tuples exemple-resposta del tipus  $(x, y)$ ,  $x \in X, y \in Y$ , es troba una funció  $f: X \rightarrow Y$ .

Es pot classificar els models d'aprenentatge automàtic en dos grans grups depenent d'allò que infereixen:

- Classificació: l'objectiu de la classificació és el de, donada una mostra, assignar-la a un grup. Els grups, o classes, formen un conjunt finit que ha estat definit en la fase de l'entrenament. En l'entrenament d'un model de classificació, es creen funcions discriminadores que actuen com a fronteres de decisió. Formalment, un sistema de classificació es defineix com:

$$c(x) = \underset{c}{\operatorname{argmax}} g_C(x)$$

On per a cada classe  $c$  es construeix una funció discriminant  $g_C$ . Així doncs, donada una mostra  $x$  el nivell de pertinença a la classe  $c$  es de  $g_C(x)$ . Com mostra la formula anterior, la funció  $c(x)$  defineix la classe a la que l'objecte  $x$  té major pertinença.

- Regressió: l'objectiu de la regressió és el de, donada una mostra, inferir-ne un valor numèric. A l'entrenar un model de regressió, es crea una funció d'estimació. Formalment, un sistema de regressió lineal es defineix com:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

On  $Y$  és el valor numèric a inferir,  $X_1, X_2, \dots, X_n$  són les variables regressores o independents, i  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  són paramètriques, defineixen la influència que les variables regressores tenen sobre el model.  $\beta_0$  és el terme constant i  $n$  és el nombre de paràmetres regressors que constitueixen el model.

La Figura 4 mostra una representació gràfica d'una funció de discriminació i una funció d'estimació.

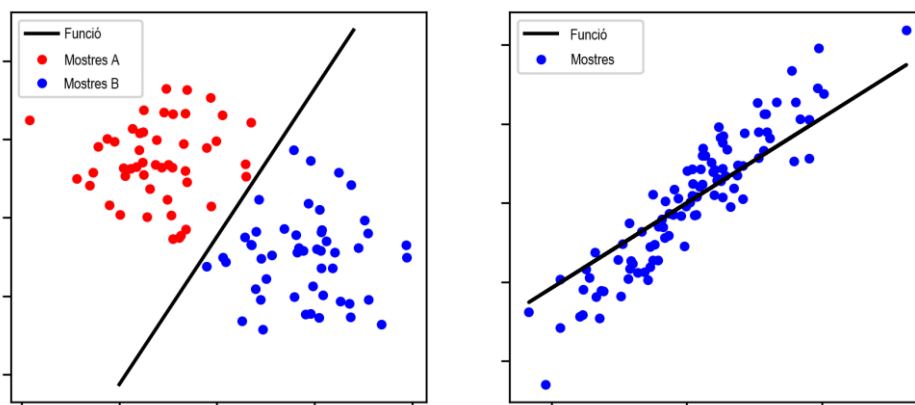


Figura 4. Classificació (esquerra) i regressió (dreta)

En aquest treball de final de grau s'ha fet ús de diferents algorismes d'aprenentatge automàtic i aprenentatge profund per dur a terme tasques de classificació. En les

següents seccions es desglossaran les principals característiques dels algorismes utilitzats.

### 3.3 Random Forest

L'algorisme Random Decision Forest, conegut generalment com Random Forest, fou proposat per primera vegada al 1995 per Tin Kam Ho. L'algorisme es basa en la construcció de nombrosos arbres de decisió per tal d'inferir la classe a la que pertany una mostra.

Un arbre de decisió és un model que es basa en la generació de nodes que contenen una pregunta sobre un atribut concret de la mostra a analitzar. Dels nodes interns naix un fill per cada possible resposta i els nodes finals, també nomenats fulles, en compte de contenir una pregunta, contenen l'etiqueta de la classe que constitueix la resposta (classificació). Així, donat un conjunt de mostres (Figura 5 subfigura 1), l'arbre de decisió analitza les característiques de les dades per tal de formar els condicionals que discriminen les classes (Figura 5 subfigura 2), obtenint la classificació de l'espai mostral (Figura 5 subfigura 3). A la Figura 5 subfigura 4 es representa l'arbre de decisió per a l'exemple proposat.

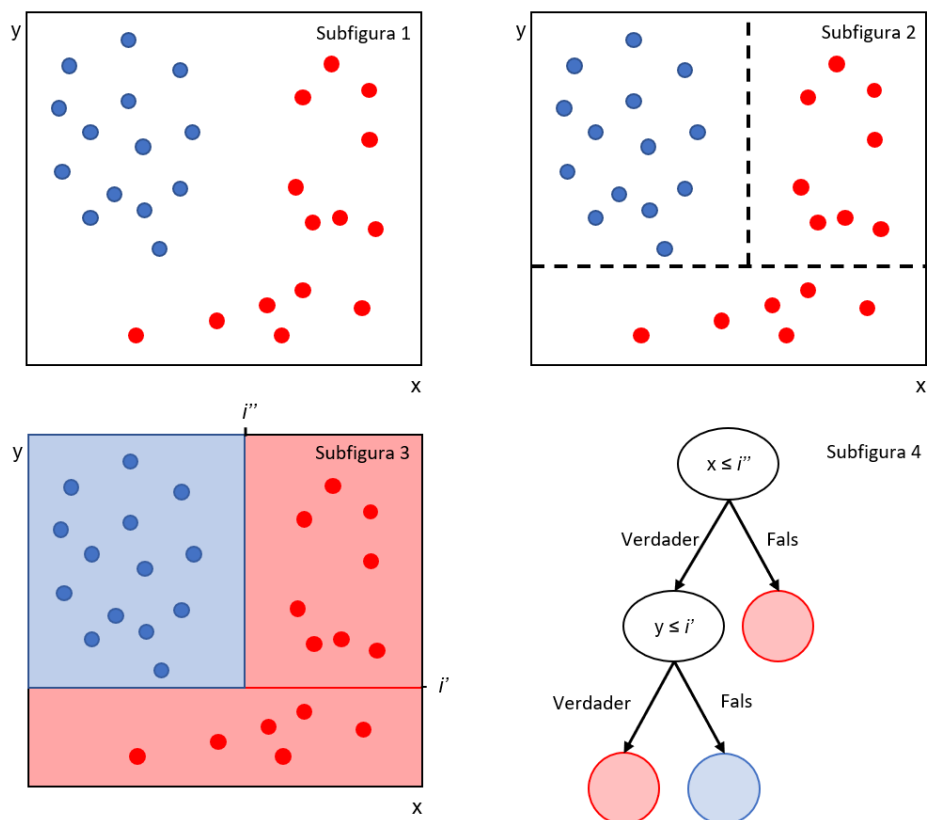


Figura 5. Exemple d'Arbre de decisió

Si bé és cert que els arbres de decisió son models especialment simples i efectius, també ho és que presenten un problema accentuat de *over-fitting*, és a dir, sobreajustament. Aquest fet és degut a que l'estratègia de parametrització dels arbres de decisió és generalment *greedy*, aquesta estratègia realitza una elecció local òptima per a cada node, sense tindre en compte el rendiment global.

Per tal d'abordar aquesta problemàtica, en compte de construir un únic arbre, se'n formen més d'un, formant un bosc, i se li incorpora el factor d'aleatorietat per a que el model generalitze de manera adequada.

Els boscos d'arbres de decisió esdevenen aleatoris quan a cada arbre, en compte de proporcionar-li totes les dades de les mostres, se li proporciona com a entrada un subconjunt aleatori d'aquestes, així es redueix la correlació entre arbres ja que aquests realitzen la inferència en base a un subconjunt de les característiques originals de la mostra. La compartimentació de les components de les mostres atorga a aquest algorisme una major robustesa, ja que és menys sensible a la perduda d'informació. Aquesta característica és realment interesant per al cas d'estudi, ja que, donada la situació de perduda d'un sensor, o sensors, un sistema d'inferència basat en l'algorisme Random Forest seria capaç de continuar realitzant inferències de manera solvent.

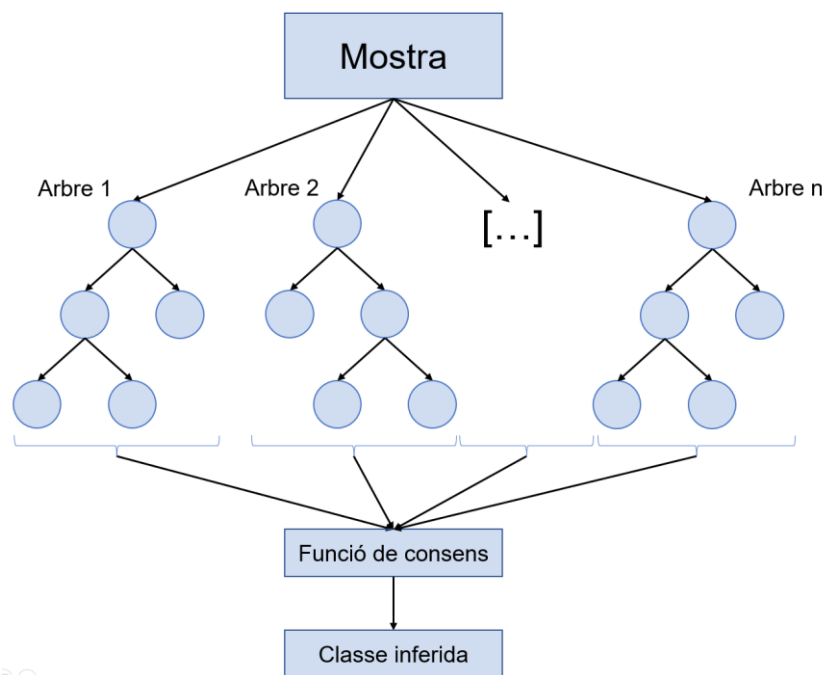


Figura 6. Esquema de Random Forest

Així doncs, una vegada el model ha estat entrenat, i es disposa d'una mostra a classificar, es distribueixen les característiques de la mostra, cada arbre realitza la seua classificació, i finalment, per obtenir la classificació final, s'utilitza una funció de consens entre tots els arbres que constitueixen el bosc, veure Figura 6.

### 3.4 K Veïns més Pròxims

---

L'algorisme de K Veïns més Pròxims, en anglès *k-Nearest Neighbors*, és una tècnica d'aprenentatge automàtic que fou desenvolupat al 1951 per Joseph Hodges i Evelyn Fix. Aquest model es basa en la similitud mostral; l'algorisme classifica les entrades depenent de la seua semblança amb les mostres del conjunt d'entrenament. La similitud mostral es calcula, generalment, fent ús de la distància euclidiana entre les característiques de les mostres.

Així doncs, donada una mostra, aquesta es classificarà observant les  $k$  mostres més properes. Com podem veure a la Figura 7, si volem classificar la mostra verda entre les classes A o B, si instanciem la  $k$  a 3, és a dir, observem les 3 mostres més similars, la classe inferida serà l'A. Pel contrari, si instanciem  $k$  a 5, la classe inferida serà la B.

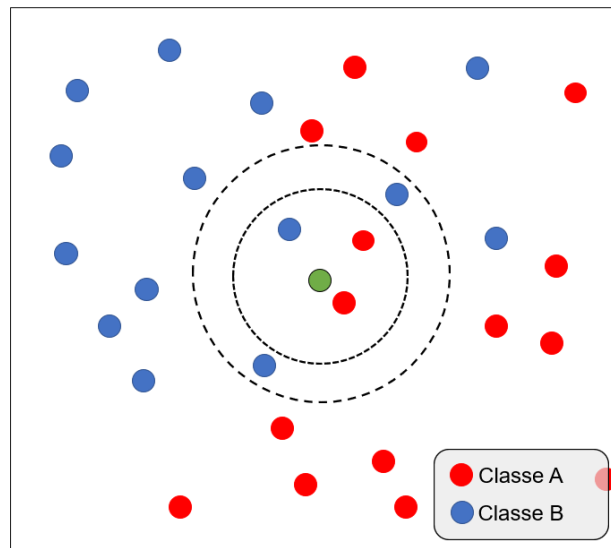


Figura 7. KNN amb  $k = 3$  i  $k = 5$

En termes d'eficiència computacionalment, un aspecte a tindre en compte amb aquest algorisme és que s'engloba dins dels *lazy learner* ja que no construeix una funció discriminativa, sinó que emmagatzema els exemples i quan es vol fer una predicció consulta quins són els més semblants i infereix la classe. Açò fa que les prediccions d'un sistema basat en K Veïns més Pròxims siguin computacionalment cares.

### 3.5 Màquines de Vectors Suport

---

Les Màquines de Vectors Suport, *Support-Vector Machines* en anglès, foren desenvolupades, en una primera versió, al 1963 per Vladimir Vapnik i Alexey Chervonenkis.

Aquest algorisme d'aprenentatge automàtic supervisat es basa en la construcció d'un hiperplà que actua com a funció discriminadora. Per a la definició de l'hiperplà, aquest

algorisme analitza sols les mostres de diferents classes que més pròximes estan unes d'altres, el hiperplà que actua com a frontera de decisió es construeix mantenint una equidistància entre les mostres que actuen com a frontera entre classes.

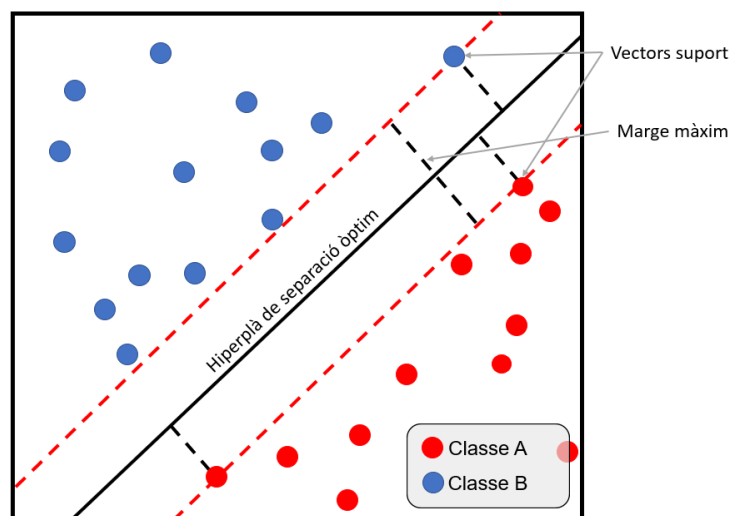


Figura 8. Exemple de Màquines de Vectors Suport

Com a exemple il·lustratiu d'aquest algorisme, a la Figura 8 tenim un exemple de Màquines de Vector Suport aplicades a un espai bidimensional on s'ha establert el hiperplà de separació òptim, és a dir, la funció de discriminació, tenint en compte 3 mostres; dues de la classe A i una de la classe B.

En el cas de que les dades del nostre corpus no siguin linealment separables, les Màquines de Vectors Suport poden fer ús de Kernels, que són funcions que realitzen transformacions de l'espai de característiques de les mostres per tal de poder construir la funció de discriminació.

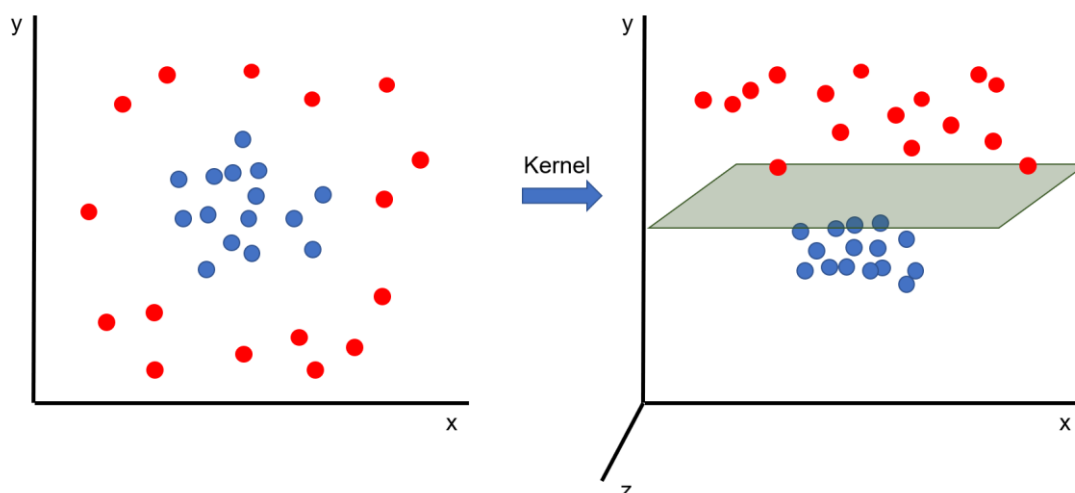


Figura 9. Exemple Kernel

Com podem veure a la Figura 9, disposem d'un conjunt de mostres que no són linealment separables, aplicant un kernel podem transformar el espai de característiques per tal de trobar un hiperplà discriminatiu adequat.

## 3.6 Xarxes Neuronals Artificials

Les Xarxes Neuronals Artificials són algorismes d'aprenentatge profund que estan inspirats en el funcionament del cervell humà. Aquests algorismes s'engloben dins del model conexionista, ja que estan compostos de petites unitats que realitzen còmput parcials per tal de produir la inferència. La unitat de còmput mínima en les xarxes neuronals és la neurona, aquestes estan interconnectades per tal de transmetre les senyals, es a dir, els càlculs parcials.

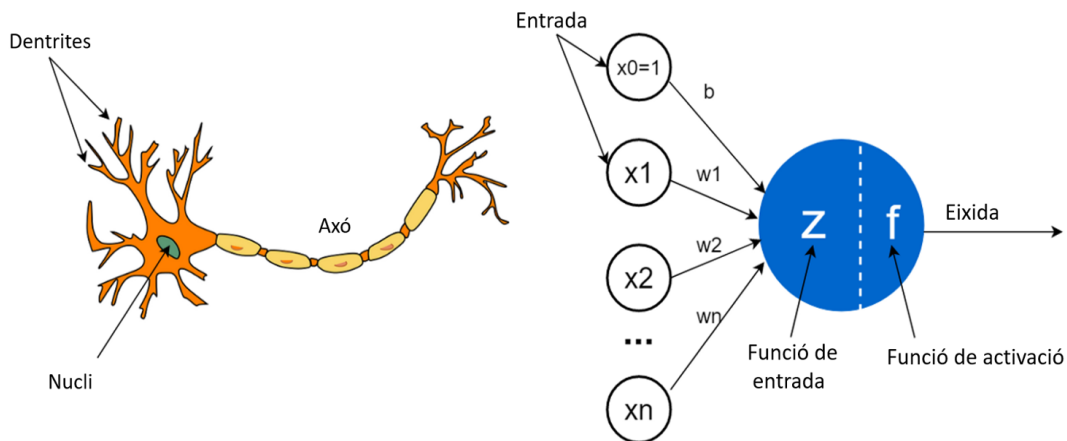


Figura 10. Neurona i Neurona Artificial

A les neurones naturals (Figura 10), es rep les senyals de les altres neurones per les dentrites, a rel d'açò es produeixen reaccions fisicoquímiques al nucli i, si es produeix, s'envia la senyal a altres neurones a través de l'axó. A les neurones artificials, es rep la entrada (l'equivalent a senyal en les neurones naturals) que prové de les neurones de la capa anterior, es realitzen càlculs per tal de ponderar la importància d'aquesta entrada (funció d'entrada) i finalment mitjançant la funció d'activació, envien la seua eixida a les neurones de la següent capa.

### 3.6.1 Capes Neuronals

Com s'ha esmentat abans, les xarxes neuronals es componen de neurones, aquestes neurones s'organitzen en capes, el que significa que totes les neurones d'una capa realitzen el còmput de manera paral·lela. En les xarxes neuronals densament connectades, que són les que s'utilitzen en aquest treball, cada neurona està connectada amb totes les neurones de la capa anterior, com podem veure a la figura

Figura 11, açò significa que totes les neurones de la capa n reben com a entrada els càlculs de les neurones de la capa n-1.

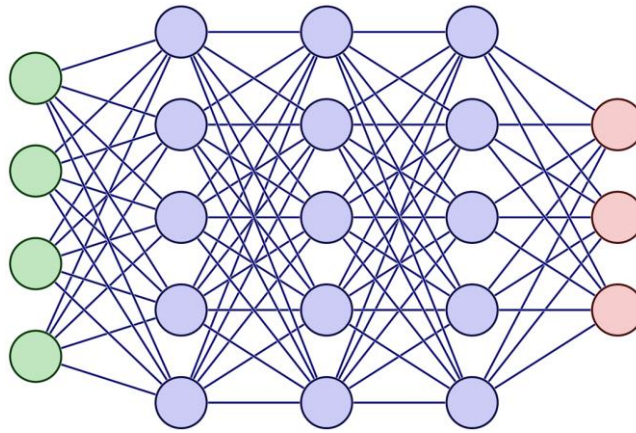


Figura 11. Esquema de Xarxa Neuronal Artificial

En quant al tipus de capes, les xarxes neuronals tenen, generalment, tres tipus de capes:

- Capa d'entrada: És la capa que rep com a dades les característiques reals de les mostres. Les neurones verdes a la Figura 11.
- Capes ocultes: És on s'esdevé el gruixut del còmput. Són les capes que realitzen les diferents operacions que produiran la inferència. Les neurones blaves a la Figura 11
- Capa d'eixida: És la capa que proporciona la inferència, generalment, hi ha tantes neurones en eixa capa com classes a inferir. Les neurones vermelles a la Figura 11

Les neurones, i les capes, poden organitzar-se de diferent manera (Figura 12) depenent del tipus de inferència que es vol realitzar, a aquesta organització s'anomena arquitectura neuronal.



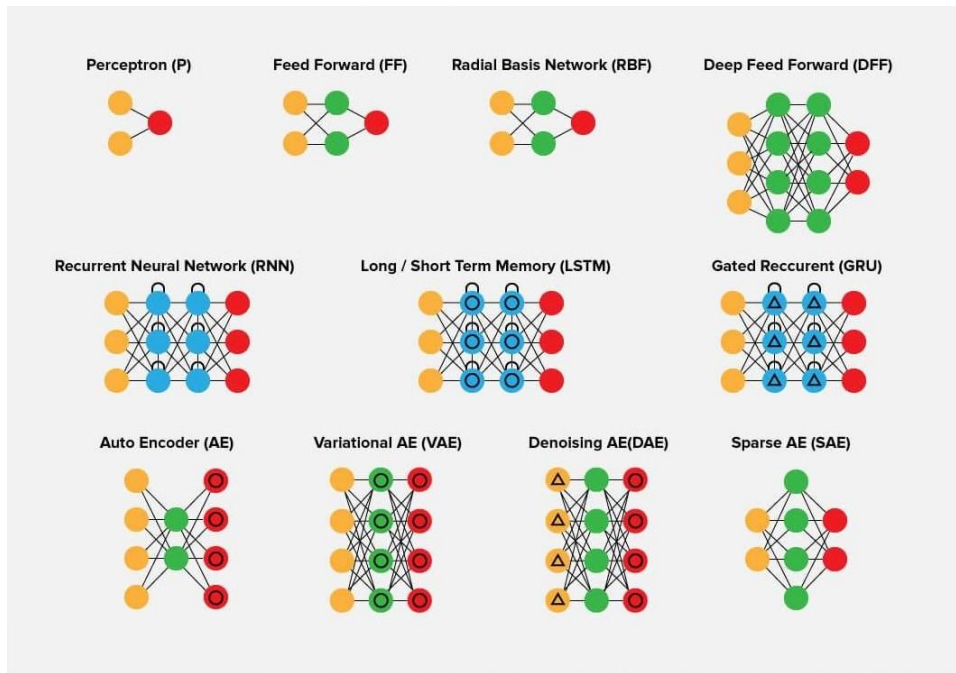


Figura 12. Combinacions de capes

Malgrat que no hi ha una normativització extensa respecte a les arquitectures, si que s'ha estès l'ús d'algunes arquitectures concretes per tractar algun tipus de dades concretes, com per exemple l'arquitectura U-Net per al tractament de imatges [13].

### 3.6.2 Funcions d'activació

Les funcions d'activació conformen el nucli de les neurones de la capa oculta a les xarxes neuronals. Donades les entrades de les neurones de la capa anterior, després de ser ponderades per la funció d'entrada, la funció d'activació construeix el valor a predir i li l'envia a les neurones de la següent capa.

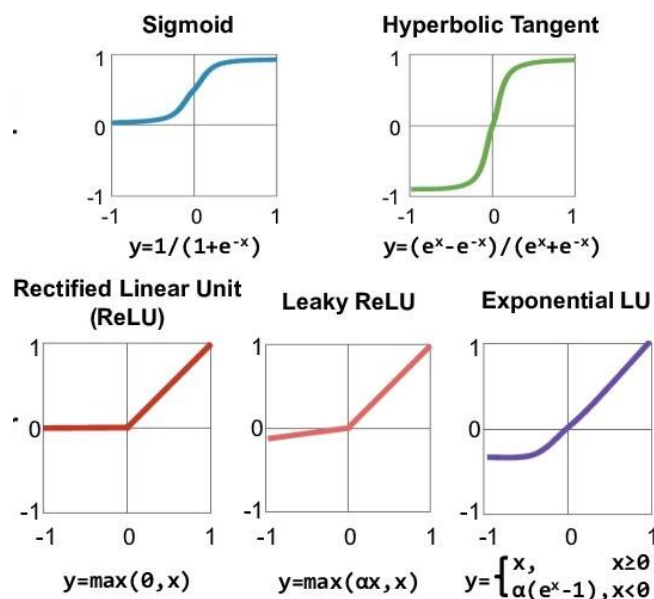


Figura 13. Funcions d'activació

Hi ha diversos tipus de funcions d'activació, a la Figura 13 podem veure les equacions, i una representació gràfica, que defineixen algunes d'elles. Per a la classificació, una de les funcions més utilitzades és ReLU [14].

### 3.6.3 Optimitzadors i funcions de perduda

---

La funció de perduda en les xarxes neuronal és utilitzada per a calcular la diferència entre allò predit i el seu verdader valor. En problemes de classificació, la funció de perduda generalment reflexa la diferència entre el grau de pertencença inferit i el verdader valor. L'objectiu de la xarxa neuronal es distribuir els pesos de les neurones de tal forma que es minimitzen els valors generats per la funció de perduda.

L'optimitzador és l'algorisme que s'usa per a actualitzar els paràmetres interns de la xarxa neuronal per tal de reduir el error. Els optimitzadors més usats en classificació es basen en el descens del gradient estocàstic.

## 3.7 Mètriques

---

Per tal d'analitzar el rendiment dels sistemes de inferència, i també per tal de compararlos entre ells, farem ús de diferents mètriques. En el camp de la intel·ligència artificial hi ha multitud d'indicadors que ens permeten estudiar la idoneïtat del model d'inferència en qüestió. Les mètriques que s'usen en aquest projecte fan ús principalment de quatre conceptes de la inferència:

- Fals positiu (FP): quan el model infereix que la mostra  $m$  pertany a la classe  $c$  i no és així.
- Fals negatiu (FN): quan el model infereix que la mostra  $m$  no pertany a la classe  $c$  i no és així.
- Vertader positiu (VP): quan el model infereix que la mostra  $m$  pertany a la classe  $c$  i efectivament és així.
- Vertader negatiu (VN): quan el model infereix que la mostra  $m$  no pertany a la classe  $c$  i efectivament no és així

En aquest estudi es farà ús de les mètriques pròpies de la classificació, a continuació es desglossen les mètriques que s'empren per a avaluar els models aplicats.

### 3.7.1 Exactitud

---

L'exactitud és probablement la mètrica més estesa i la més intuïtiva. Aquest indicador indica el nombre d'inferències certes que ha generat el model en qüestió. Malgrat el seu ús estès, és possiblement una de les mètriques més pobres, ja que si les classes estan

desbalancejades, o el sistema a sobregeneralitzat una classe, aquest indicatiu pot produir un valor acceptable tenint un model deficient.

L'equació que defineix la precisió es:

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

### 3.7.2 Precisió

---

La precisió és la mètrica que ens indica la qualitat del nostre sistema. Aquest indicador fa palesa la quantitat de mostres que han segut assignades a la classe que realment pertanyen.

L'equació que defineix la precisió és:

$$Precisió = \frac{VP}{VP + FP}$$

### 3.7.3 Cobertura

---

La cobertura, generalment coneguda pel seu nom anglès *Recall*, és la mètrica que analitza la quantitat de mostres d'una classe que és capaç de identificar el model.

L'equació que defineix el *recall* és:

$$Cobertura = \frac{VP}{VP + FN}$$

### 3.7.4 F1

---

El indicador F1 s'utilitza per combinar les mètriques de precisió i cobertura. Aquesta mètrica es basa en el càlcul d'una mitjana harmònica per tal de facilitar la comparació del rendiment entre varies solucions.

L'equació que defineix el F1 és:

$$F1 = \frac{Precisió \cdot Cobertura}{Precisió + Cobertura}$$

### 3.7.5 Matriu de Confusió

---

La matriu de confusió és una visualització del rendiment d'un model. La matriu es construeix amb tantes files, i columnes, com classes a inferir hi hagen. Les columnes representen les inferències del sistema mentre que les files representen les classes reals de les mostres. Aquest sistema de visualització es força útil per tal d'analitzar si el model esta sobregeneralitzant alguna classe.

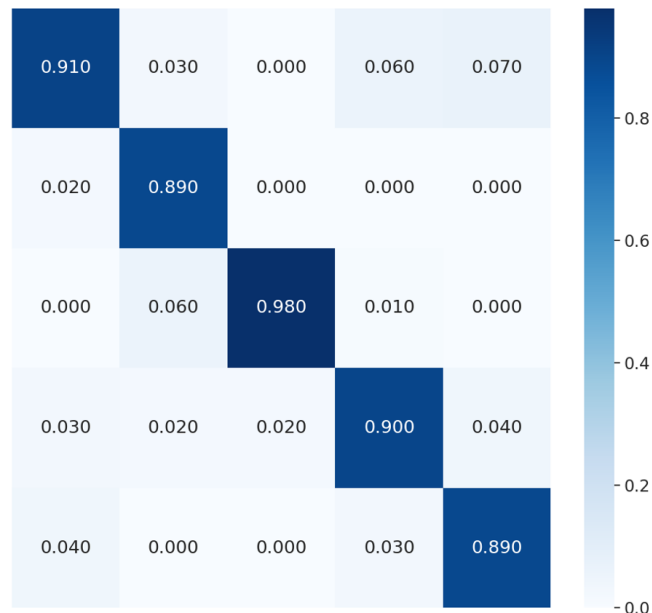


Figura 14. Matriu de Confusió

A la Figura 14 podem veure una matriu de confusió normalitzada d'un model amb cinc classes, com es pot apreciar, els valors de la diagonal principal de la matriu són pròxims a 1, el que indica que el model ha generalitzat de manera correcta.

## 4 Disseny de la Solució i Metodologia

En aquest capítol es presenta el disseny conceptual de la solució que es proposa i la metodologia que s'aplicarà per tal de implementar-la.

### 4.1 Disseny Conceptual de la Solució

La solució que es presenta en aquest treball de final de grau és la d'incorporar un model d'inferència per tal que les interaccions que es generen en els entorns HiL siguin eficients i no intrusives.

Donat que aquest sistema generalment compta amb nombrosos sensors per al seu correcte desenvolupament, aquests mateixos sensors poden ser utilitzats per a adaptar les interaccions del sistema amb l'usuari perquè siguin eficients, però a la vegada el menys intrusives possibles, ja que com s'ha esmentat anteriorment, l'excés d'intrusivitat en les interaccions pot produir una experiència insatisfactòria en l'usuari o, fins i tot, es poden generar situacions amb riscos de seguretat.

Així doncs, donada una acció on el sistema necessite comunicar-se amb l'usuari, en compte d'utilitzar el mecanisme d'interacció que va ser definit en temps de disseny, el sistema utilitzarà aquell, o aquells, mecanismes d'interacció que s'ajusten al context i a les preferències de l'usuari. Aquesta adaptació es durà a terme fent ús d'un model de Intel·ligència Artificial que inferirà el nivell d'intrusivitat necessari.

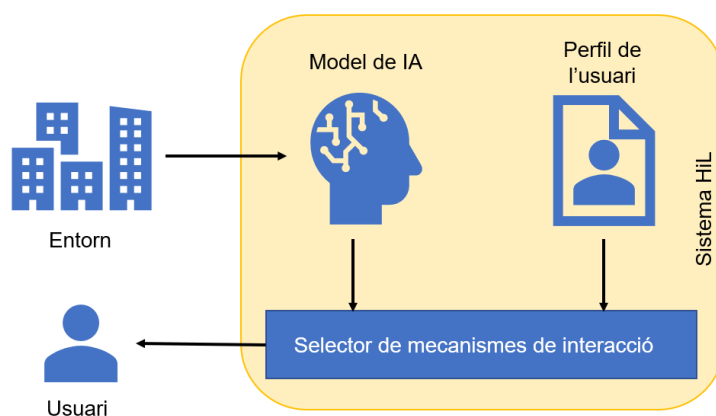


Figura 15. Esquema de la solució proposada

La solució que es presenta en aquest projecte està formada per sis components, o actors Figura 15, que són:

- El sistema HiL: aquest és el conjunt de diferents dispositius heterogenis interconnectats que realitzen de manera semi-autònoma un conjunt de tasques i que esporàdicament necessiten cooperació de l'usuari.
- L'usuari: és l'humà, o grup d'humans, que esta involucrat en el funcionament del sistema HiL.
- L'entorn: és el context on està localitzat tant el sistema HiL com l'usuari.
- Model de IA: és el component que, una vegada analitzat l'entorn, infereix quin ha de ser el nivell d'intrusivitat de la interacció.
- Perfil de l'usuari: aquest és el registre de les preferències de l'usuari, dependent del sistema pot incloure informació de les seues característiques (edat, sexe, etc.), o simplement un ordre de preferència en les interaccions (equivalent a una configuració del sistema).
- Selector de mecanismes d'interacció: aquest component és l'encarregat de, donada la inferència, el perfil de l'usuari i els mecanismes d'interacció disponibles, seleccionar quin(s) d'aquests serà utilitzat. Cal esmentar que al dissenyar el sistema, s'associa un nivell d'intrusivitat a cada mecanisme d'interacció.

D'aquesta manera, s'aborda la comunicació entre humà i màquina en els sistemes HiL. La solució que s'ha exposat anteriorment pot ser aplicada de manera complementària a les propostes que s'han analitzat al capítol de l'Estat de l'Art, ja que la majoria de les investigacions se centren en l'explicabilitat del sistema, però no en la correcta comunicació d'aquest amb l'usuari.

## 4.2 Metodologia

---

Des del punt de vista del desenvolupament, la majoria de projectes d'aprenentatge automàtic s'organitzen seguint la metodologia ML Ops [15], dels termes anglesos *Machine Learning* i *DevOps*. Aquesta organització contempla tots els passos a seguir en el desenvolupament d'un projecte d'aprenentatge automàtic; des de l'obtenció i preparació de dades fins a la integració del model al producte i el seu manteniment. ML Ops es divideix generalment en tres àrees, com podem veure a la Figura 16.



Figura 16. Esquema ML Ops

- ML (Machine Learning): en aquesta etapa es treballa en l'obtenció de les dades i la seua preparació i anàlisi. En aquest projecte, aquesta etapa es presenta al Capítol 5, on es parla del cas d'ús i del simulador utilitzat per a l'obtenció de dades.
- Dev (development): aquesta és l'etapa on es realitzen els diferents experiments per discernir quin és el millor model per al projecte en qüestió. En aquest punt s'entrena el model final i es realitzen les diferents proves de validació. Aquesta etapa es desglossa en el Capítol 7, on es presenten els diferents experiments realitzats.
- Op (Operations): en aquesta etapa s'integra el model en la solució o producte del projecte. En aquest punt es realitzen les tasques de monitorització. Aquesta etapa es desglossa en el Capítol 7, on s'explica la integració en el cas d'estudi.

Al següent capítol es presenta el cas d'ús utilitzat per a la implementació de la solució anteriorment descrita.

# 5 Cas d'Estudi

---

En aquest capítol es presenta l'escenari que s'utilitza com a cas d'estudi per a la implementació de la solució descrita en el capítol anterior. També es desglossa el simulador utilitzat i les dades que s'han obtingut i que constitueixen el data set amb el qual es treballarà en capítols posteriors.

## 5.1 La llar digital

---

Quan parlem de la llar digital [16] fem al·lusió a una casa amb dispositius domòtics, interconnectats entre ells, que li confereixen a la casa certa autonomia per al seu funcionament bàsic, com ara pujar i baixar les persianes o encendre i apagar llums.

Gràcies a l'evolució dels electrodomèstics, que incorporen dispositius de control més complexos que permeten incorporar noves utilitats intel·ligents, les cases fan cada cop tasques més complexes. Així, ha esdevingut una evolució de la domòtica a la intel·ligència ambiental. Un exemple d'aquesta evolució són les neveres intel·ligents, que són capaces de fer la compra al teu supermercat d'aquell producte que està apunt d'esgotar-se.

Que els electrodomèstics realitzen tasques més complexes, implica en certa mesura una supervisió més activa per part de l'humà. Com ja hem esmentat en anteriors apartats, per tal de produir una comunicació eficaç i eficient cal desenvolupar interaccions adequades.

Així doncs, l'escenari de la llar digital és probablement un dels més adequats per a l'estudi d'interaccions eficients i no intrusives, ja que al ser un medi on es realitzen diferents tipus de tasques (menjar, cuinar, treballar, dormir, etc.) en ell trobem un conjunt heterogeni de dispositius intel·ligents, el que li confereix un grau de diversitat força interessant per aquest estudi.

Un altre factor a tindre en compte és la transversalitat dels usuaris, ja que en un mateix nucli familiar poden haver usuaris amb perfils diversos; diferents edats, habilitats motrius, habilitats tecnològiques, etc.

## 5.2 Simulador

---

Per tal de realitzar aquest estudi, s'ha fet ús d'un simulador d'una llar digital, en concret s'ha utilitzat l'OpenSHS [5]. Aquest simulador està específicament dissenyat per tal de ser utilitzat com a generador de data sets en l'entorn de la llar digital. Des d'un punt de vista tècnic, el simulador és multiplataforma i de codi obert, el que facilita afegir-li extensions per tal de generar un data set que s'ajuste a les característiques del problema que vols analitzar.



El simulador recrea una casa en 3D (Figura 17) on s'interactua amb una perspectiva en primera persona. El simulador ofereix diverses llibreries amb dispositius intel·ligents, com ara sensors de pressió al llit i alfombres, sensors de posició de les portes, controlador de llums, etc. A banda dels dispositius, el simulador també ofereix la possibilitat d'assignar a una situació una etiqueta d'activitat per tal de definir la situació que es troba el humà. Les etiquetes predefinides són: dormir, treballar, personal i oci.



Figura 17. Simulador OpenSHS

El simulador, sense afegir cap extensió, genera per a cada situació un vector amb 31 variables. A la Taula 1 es presenten el nom de les components, els valors que poden tenir i la descripció.

Posició de la variable	Nom	Descripció
0	Dia i hora	Indica el dia i l'hora en que s'ha realitzat la tasca. Format AAAA-MM-DD/hh:mm:ss
1	Armari	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
2	Televisor	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
3	Forn	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
4	Ordenador portàtil	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
5	Nevera	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
6	Sofà	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
7	Llit	Indica si el dispositiu està sent utilitzat [1] o no [0].
8	Llum de l'estudi	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
9	Llum del saló	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
10	Llum de la cuina	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
11	Llum del corredor	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
12	Llum principal de l'habitació	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
13	Llum auxiliar de l'habitació	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
14	Llum del servei	Indica si les llums estan sent utilitzades [1] o no [0].
15	Porta de l'estudi	Indica si les portes estan obertes [1] o no [0].
16	Porta principal	Indica si les portes estan obertes [1] o no [0].

17	Porta de la cuina	Indica si les portes estan obertes [1] o no [0].
18	Porta de l'habitació	Indica si les portes estan obertes [1] o no [0].
19	Porta del servei	Indica si les portes estan obertes [1] o no [0].
20	Pestell de la porta de l'estudi	Indica si el pestell de les portes està activat [1] o no [0].
21	Pestell de la porta principal	Indica si el pestell de les portes està activat [1] o no [0].
22	Pestell de la porta de la cuina	Indica si el pestell de les portes està activat [1] o no [0].
23	Pestell de la porta de l'habitació	Indica si el pestell de les portes està activat [1] o no [0].
24	Pestell de la porta del servei	Indica si el pestell de les portes està activat [1] o no [0].
25	Alfombra de l'estudi	Indica si el sensor detecta presència [1] o no [0].
26	Alfombra del saló	Indica si el sensor detecta presència [1] o no [0].
27	Alfombra de la cuina	Indica si el sensor detecta presència [1] o no [0].
28	Alfombra de l'habitació	Indica si el sensor detecta presència [1] o no [0].
29	Alfombra del servei	Indica si el sensor detecta presència [1] o no [0].
30	Activitat	Activitat de l'usuari: Dormir [0], treballar [1], personal [2] o oci [3].

Taula 1. Components del data set generat per OpenSHS

## 5.3 Dades

Des del Centre de Recerca de Mètodes de Producció del Programari, part de l'Institut Valencià de Recerca en Intel·ligència Artificial, s'ha desenvolupat una extensió del simulador per tal que els usuaris puguin etiquetar, per a la tasca que estan duent a terme i les seues preferències, un nivell de intrusivitat en les interaccions per part del sistema. La Figura 18 mostra el simulador amb l'opció d'etiquetar les interaccions amb un nivell de intrusió alt, mitjà o baix. Aquests nivells corresponen a diferents mecanismes d'interacció que, des d'un punt de vista de percepció i atenció humana, són més efectius. A la Taula 2 es presenten exemples d'aquests mecanismes d'interacció a la llar digital.

Nivell	Alt	Mitja	Baix
<b>Mecanisme</b>	Missatge de veu llarg per altaveus ambientals	Missatge de veu curt per assistent virtual	Missatge de text al telèfon

Taula 2. Exemples de mecanismes d'interacció



Figura 18. Simulador amb extensió d'etiquetes

Així doncs, el conjunt de dades utilitzat en aquest estudi s'ha obtingut mitjançant aquest simulador amb la seua extensió. El simulador fou utilitzat per 30 estudiants que recrearen diferents situacions en la llar i etiquetaren les interaccions. El data set està compost per 594 mostres. A la Figura 19 podem veure la distribució de classes del data set.

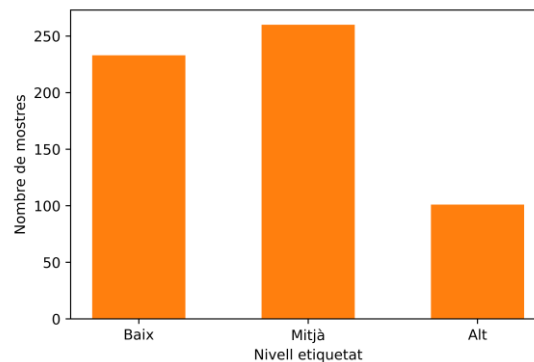


Figura 19. Distribució de classes

Una vegada s'etiqueten les mostres, es genera un vector amb les components que s'han presentat a la Taula 1 i la seua etiqueta associada. A la Taula 3 es pot veure uns exemples de les mostres.

Dia i hora	Armari	Tele.	Forn	Port.	...	Activitat	Etiqueta
2021-10-22 11:30:09	0	1	1	0	...	2	mitjà
2021-10-22 11:34:23	0	1	0	1	...	3	baix
2021-10-20 15:03:43	0	1	0	1	...	3	alt

Taula 3. Exemple mostres etiquetades

A l'Annex 2 es poden veure vectors amb tots els components.

# 6 Eines Utilitzades

---

En aquest capítol es presenta el llenguatge de programació i les principals llibreries utilitzades per a implementar els diferents algorismes d'aprenentatge automàtic.

## 6.1 Python

---

Python [17] és un llenguatge d'alt nivell creat al principi dels anys 90 per Guido van Rossum. És un llenguatge interpretat, és a dir, no es compila el codi per a que siga executat directament pel computador, sinó que és executat fent ús d'un programa intermediari, l'interpret. En quant al paradigma, Python és un llenguatge multiparadigma ja que és imperatiu, funcional, reflexiu i orientat a objectes . Pel que fa al sistema de dades, es fortament tipat, per tant, si es vol tractar una variable com un tipus diferent del que té assignat, cal fer una conversió explícita.

En aquest projecte s'ha utilitzat Python per ser un llenguatge multiplataforma (disponible per a UNIX, Linux, Windows, Mac, etc.). També s'ha tingut en compte la gran quantitat de llibreries específiques per al tractament de dades i per a la implementació d'algorismes d'aprenentatge automàtic [18].

En aquest projecte s'ha fet ús de la versió 3.7.

## 6.2 Numpy

---

Numpy [19] és una llibreria de codi obert per a Python que integra diferents funcions matemàtiques d'alt nivell enfocades principalment al tractament de matrius i vectors.

Com s'ha esmentat en l'anterior punt, Python és un llenguatge interpretat, una de les limitacions de l'interpret és que no està optimitzat per fer operacions algebraiques amb matrius grans, per tant, el temps d'execució d'operacions d'aquest tipus és major que en llenguatges compilats. La llibreria Numpy aborda aquest problema al optimitzar les funcions que operen amb vectors i matrius, reduint el temps d'execució. En conseqüència, Numpy és una de les llibreries de Python més utilitzades en l'actualitat, el que li PROPORCIONA una comunitat activa d'usuaris i desenvolupadors.

## 6.3 Sklearn

---

La llibreria Sklearn [20] fou publicada per primera vegada al gener del 2010. Aquesta llibreria de codi obert proporciona els principals algorismes d'aprenentatge automàtic clàssic com Random Forest, Màquines Vector Suport, etc. Sklearn està implementat per tal de ser compatible amb altres llibreries numèriques, com Numpy. Aquesta llibreria és una de les més populars degut a la facilitat per a entrenar models d'aprenentatge automàtic com podem veure a la figura Figura 20, que mostra la funció `entrenar_model`, on passant com a arguments les dades d'entrenament (X), les etiquetes de les dades d'entrenament (y) i especificant quin algorisme volem (alg), entrena, i ens retorna, un model de classificació.

```
1. def train_model(X, y, alg):
2.
3.     if alg == "SVM":
4.         from sklearn.svm import SVC
5.         model = SVC()
6.         model.fit(X, np.ravel(y))
7.
8.     elif alg == "RF":
9.         from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
10.        model = RandomForestClassifier(n_estimators=50, max_depth=7,
11.        random_state=42)
12.        model.fit(X, np.ravel(y))
13.
14.    elif alg == "KNN":
15.        from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
16.        model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=15)
17.        model.fit(X, np.ravel(y))
18.
19.    print ('[INFO] Precisió: %.2f' %model.score(X, y))
20.    return model
```

Figura 20. Exemple de codi de Sklearn en Python

En aquest projecte s'ha fet ús d'aquesta llibreria per tal de dur a terme els experiments amb els algorismes Random Forest, Màquina de Vectors Suport i K Veïns més Pròxims.

## 6.4 Keras-Tensorflow

---

La llibreria de codi obert Tensorflow [21] és desenvolupada per Google i se centra en les Xarxes Neuronals Artificials. Aquesta llibreria proporciona APIs per a diferents llenguatges de programació, com ara Java, C++ o, en el nostre cas, Python.

Keras [22] és una llibreria d'aprenentatge profund que està dissenyada per ser executada sobre Tensorflow per tal d'oferir una capa d'abstracció addicional i facilitar la implementació d'algorismes d'aprenentatge profund.

En aquest projecte, s'ha escollit Keras-Tensorflow per a la implementació de les Xarxes Neuronals ja que les llibreries permetrien al desenvolupador fer una definició detallada

de l'arquitectura de la Xarxa Neuronal, així doncs, per dissenyar una Xarxa Neuronal en Keras-Tensorflow cal definir el número de capes, el número de neurones per capa, la funció d'activació de les neurones, l'optimitzador, etc. Aquest nivell de personalització que proporcionen les llibreries facilita la realització d'experiments per tal d'obtindre la implementació de Xarxa Neuronal més adequada per al problema en qüestió.

## 6.5 Matplot

---

Aquesta llibreria [23] de codi obert està enfocada a la generació de gràfiques, està inspirada en Matlab, i és una de les llibreries de visualització de dades més utilitzada en Python degut a que ofereix una gran varietat de funcions per tal de representar gràficament el contingut de llistes i vectors.

## 7 Desenvolupament i Integració

---

En aquest capítol es presenten els resultats dels experiments amb els algorismes d'Aprenentatge Automàtic i Aprenentatge Profund que han estat esmentats en capítols anteriors. Les mètriques han estat calculades fent ús de les llibreries relacionades amb l'aprenentatge automàtic i el tractament eficient de les matrius i vectors que s'han exposat en el anterior capítol. Cal mencionar que algunes d'elles han estat ponderades, ja que la classificació no es binària.

### 7.1 Random Forest

---

Per tal d'estudiar la viabilitat de l'algorisme Random Forest per a la problemàtica d'aquest projecte, s'ha estudiat l'aplicació d'aquest mateix algorisme variant el nombre d'estimadors, és a dir, el nombre d'arbres que compon el bosc. Així doncs, s'ha entrenat diverses vegades el model utilitzant des d'un arbre fins trenta-cinc, augmentant en cinc arbres en cada experimentació, així, s'han obtés vuit diferents models. Aquests models han estat entrenats amb el 80% de dades per entrenament i 20% per al test.

Num. d'estimadors	Exactitud en entrenament	Exactitud en validació	Precisió	Cobertura	F1
1	0.93	0.85	0.83	0.85	0.84
5	0.97	0.88	0.88	0.88	0.88
10	0.98	<b>0.92</b>	<b>0.91</b>	<b>0.92</b>	<b>0.91</b>
15	0.99	0.90	0.89	0.90	0.90
20	0.99	0.90	0.89	0.90	0.90
25	<b>1.00</b>	0.90	0.89	0.90	0.90
30	<b>1.00</b>	0.88	0.88	0.88	0.88
35	<b>1.00</b>	0.88	0.88	0.88	0.88

Taula 4. Resultat del algorisme Random Forest amb diferents estimadors

A la Taula 4 es mostra el resultat dels models amb diferents estimadors. Malgrat que la major exactitud en fase d'entrenament la obtenen els models de 25 arbres o més, el model amb millors mètriques és el que esta compostat per 10 arbres. A la Figura 21 es mostra la representació gràfica dels indicadors per als diferents models.

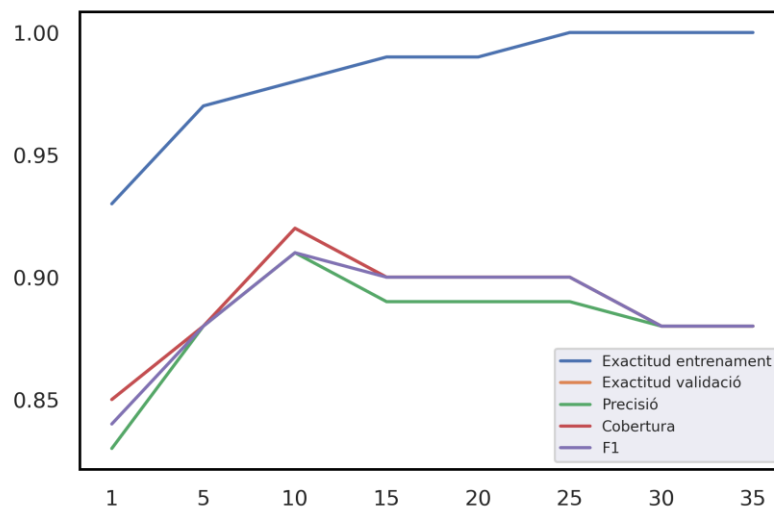


Figura 21. Gràfica dels resultats amb diferents estimadors

Així doncs, per al data set utilitzat, el model d'inferència òptim basat en Random Forest es aquell que està constituït per 10 arbres de decisió.

## 7.2 K Veïns més Propers

Per tal d'analitzar l'algorisme K Veïns més Propers, instanciaré l'algorisme per a que calcule la classe fent ús de diferents veïns, és a dir, es realitzen diverses execucions utilitzant diferents valors per a la  $k$ . Com que la decisió es pren per votació, s'instancia l'algorisme amb nombres senars de veïns, començant per 1 fins 11, obtenint-se 6 models diferents. Com a funció de distància s'utilitza la distància euclidiana.

<b>K</b>	<b>Exactitud en entrenament</b>	<b>Exactitud en validació</b>	<b>Precisió</b>	<b>Cobertura</b>	<b>F1</b>
<b>1</b>	0.99	0.74	0.73	0.74	0.73
<b>3</b>	0.99	0.75	0.75	0.75	0.75
<b>5</b>	0.99	0.75	0.76	0.75	0.76
<b>7</b>	0.99	<b>0.78</b>	<b>0.79</b>	<b>0.78</b>	<b>0.79</b>
<b>9</b>	<b>1.00</b>	0.71	0.72	0.71	0.72
<b>11</b>	<b>1.00</b>	0.71	0.72	0.71	0.72

Taula 5.. Resultat del algorisme K Veïns més Propers amb diferents veïns

A la Taula 1 es presenten els resultats de les diferents instàncies de  $k$ . El model que té en compte les 7 mostres més semblants per a inferir la classe de la mostra a classificar és el model òptim d'aquest algorisme.



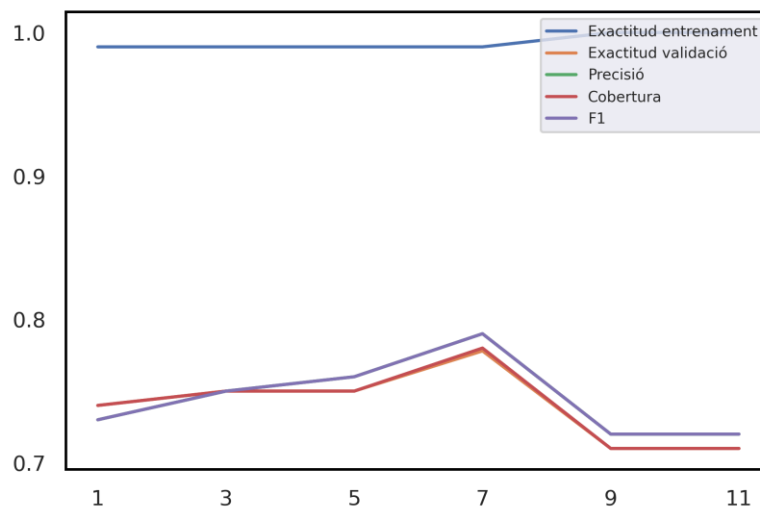


Figura 22. Gràfica de resultats amb diferents veïns

A la Figura 22 s'observa gràficament com el model amb  $k = 7$  presenta les mètriques més adequades.

## 7.3 Màquina de Vectors Suport

L'estudi de l'aplicació de la Màquina de Vectors Suport s'ha dut a terme utilitzant diferents kernels per a construir l'hiperplà que actua com a funció discriminadora. Més concretament, s'han utilitzat els kernels:

- RBF, rep aquest nom per l'acrònim de l'anglès *Radial Basis Function*. El kernel de Funció de Base Radial és un dels més utilitzats degut a que presenta una forta similitud amb la distribució Gaussiana.
- Poly, de polinòmic, representa les variables en un espai de característiques de grau polinomial major que el de les mostres, produint transformacions que permeteixen classificacions no lineals.
- Linear, aquest és el kernel bàsic, on no es realitza cap transformació en l'espai mostral.
- Sigmoid, aquest kernel és utilitzat com a funció d'activació a les xarxes neuronals. L'ús d'aquest equival a un perceptró de dues capes [24].

Kernel	Exactitud en entrenament	Exactitud en validació	Precisió	Cobertura	F1
<b>RBF</b>	0.74	0.83	0.83	0.82	0.76
<b>Poly</b>	0.78	0.87	<b>0.89</b>	0.87	0.83
<b>Linear</b>	<b>0.99</b>	<b>0.88</b>	<b>0.89</b>	<b>0.88</b>	<b>0.89</b>
<b>Sigmoid</b>	0.74	0.83	0.83	0.82	0.76

Taula 6. Resultat del algorisme Màquina de vectors Suport amb diferents kernels

A la Taula 1 es presenten els resultats de l'ús dels diferents kernels, com s'aprecia, el kernel que millor rendiment produeix, tant en fase d'entrenament, com en la de validació, és el lineal.

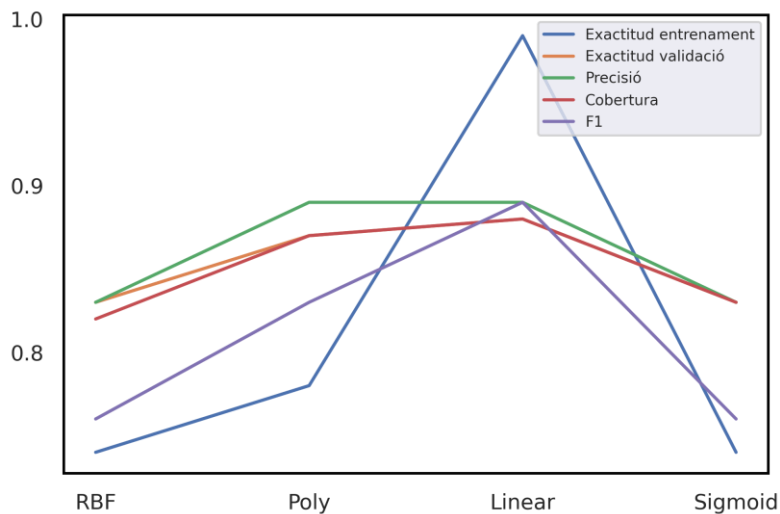


Figura 23. Gràfica de resultats amb diferents kernels

A la Figura 1 es presenten gràficament els resultats dels models amb diferent kernel.

## 7.4 Xarxa Neuronal

Per tal d'estudiar la viabilitat d'aplicar Xarxes Neuronals al projecte, s'han dissenyat diferents arquitectures per tal d'esbrinar quina configuració és la més dionea. Donada el nivell d'incertesa que presenten les Xarxes Neuronals [25], no hi ha una tècnica clara de com estructurar les capes de neurones. Donat que el data set d'aquest projecte no conté moltes mostres, i que les mostres no contenen moltes característiques, s'han dissenyat arquitectures simples.

Totes les Xarxes Neuronals tenen una capa d'entrada que processa les mostres, i una capa d'eixida que es compon de tres neurones, cada una d'elles representant una classe. Les neurones de la capa d'eixida usen la funció d'activació *softmax*, aquesta funció és una generalització de la funció logística, les neurones que la usen retornen una distribució de probabilitat de les classes, és a dir, un grau de pertencença.

Respecte a les capes ocultes, les arquitectures amb les quals s'ha experimentat han segut:

- Arquitectura A: està formada per una única capa de 16 neurones.
- Arquitectura B: està formada per una única capa de 32 neurones.

- Arquitectura C: està formada per una única capa de 64 neurones.
- Arquitectura D: està formada per una única capa de 128 neurones.
- Arquitectura E: està formada per quatre capes amb el següent nombre de neurones per capa: 64-32-64-32
- Arquitectura F: està formada per quatre capes amb el següent nombre de neurones per capa: 64-32-16-18
- Arquitectura G: està formada per quatre capes amb el següent nombre de neurones per capa: 16-32-16-32
- Arquitectura H: està formada per quatre capes amb el següent nombre de neurones per capa: 32-32-32-32

En quant a la funció d'activació de les capes ocultes, s'ha fet un estudi auxiliar de quina és la que proporciona els millors resultats, com es presenta a la Taula 7, la funció d'activació més adequada és la Rectified linear unit (ReLU).

Arquitectura	Exactitud en entrenament	Exactitud en validació	Precisió	Cobertura	F1
Exponential Linear	0.97	0.85	0.86	0.85	0.85
Rectified linear	<b>0.98</b>	<b>0.89</b>	0.88	<b>0.88</b>	<b>0.87</b>
Sigmoid	0.93	0.85	0.86	0.85	0.85
Hyperbolic tangent	<b>0.98</b>	0.87	<b>0.89</b>	0.87	0.86
Gaussian error linear	0.83	0.81	0.83	0.83	0.82

Taula 7. Estudi de funcions d'activació

Pel que fa a l'optimitzador, s'ha fet ús de l'Adam [26] i la funció de perduda escollida ha estat la *Sparse Categorical Cross Entropy*.

Una vegada s'han escollit les funcions d'activació, l'optimitzador i la funció de perduda, s'ha procedit a la realització dels experiments amb les diferents arquitectures, cada model ha estat entrenat amb 15 epochs, és a dir, el model ha processat el conjunt d'entrenament 15 cops per tal d'assegurar la convergència de l'aprenentatge. Els resultats es poden veure a la Taula 8.

Arquitectura	Exactitud en entrenament	Exactitud en validació	Precisió	Cobertura	F1
<b>A</b>	0.73	0.82	0.76	0.82	0.77
<b>B</b>	0.94	0.92	0.92	0.92	0.90
<b>C</b>	0.95	0.90	0.89	0.90	0.90
<b>D</b>	0.95	0.90	0.91	0.90	0.88
<b>E</b>	0.93	<b>0.95</b>	<b>0.95</b>	<b>0.95</b>	<b>0.91</b>
<b>F</b>	0.94	0.87	0.88	0.87	0.87
<b>G</b>	0.96	0.88	0.87	0.88	0.87

<b>H</b>	<b>0.97</b>	0.88	0.88	0.88	0.88
----------	-------------	------	------	------	------

Taula 8. Resultat de Xarxes Neuronals amb diferents arquitectures

Com bé exposa la Taula 8, l'arquitectura que millors mètriques ha obtingut ha estat la E, és a dir, una arquitectura que com a capes ocultes té quatre capes amb 64-32-16-18 neurones respectivament. A la Figura 24 es presenta la representació gràfica on es pot observar més intuïtivament els resultats obtinguts per les diferents arquitectures.

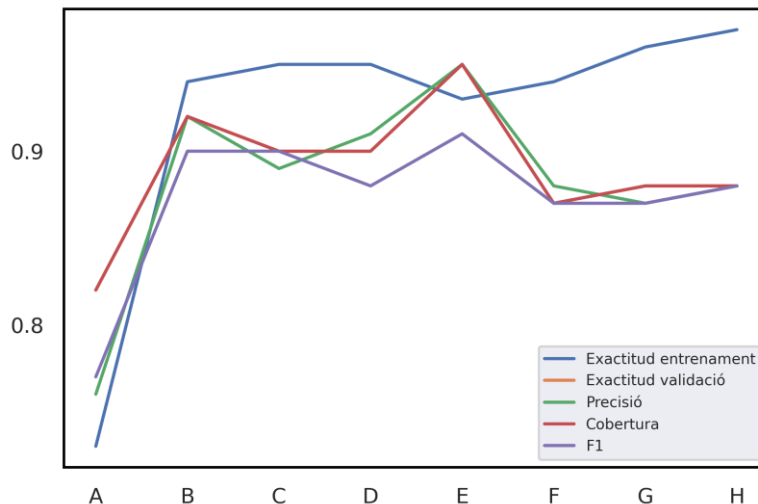


Figura 24. Gràfica de resultats amb diferents arquitectures

## 7.5 Anàlisi de resultats

En els anteriors apartats s'han presentat els resultats dels diferents algorismes d'aprenentatge automàtic i aprenentatge profund candidats per a ser usats per al projecte. De tots ells, el que millor mètriques ha generat ha estat l'algorisme basat en Xarxes Neuronals Artificials (Figura 25), fent ús d'una arquitectura de quatre capes ocultes amb 64-32-16-18 cada una d'elles.

En general, els diferents experiments han produït models d'inferència amb bones mètriques malgrat que el reduït nombre de mostres d'entrenament. Els bons resultats són deguts al fet que els usuaris que foren seleccionats per crear el data set presentaven un perfil homogeni (edat, bagatge cultural, habilitats tecnològiques, etc.). Així doncs, els algorismes han pogut generalitzar correctament, però sols per a aquesta franja d'usuaris.

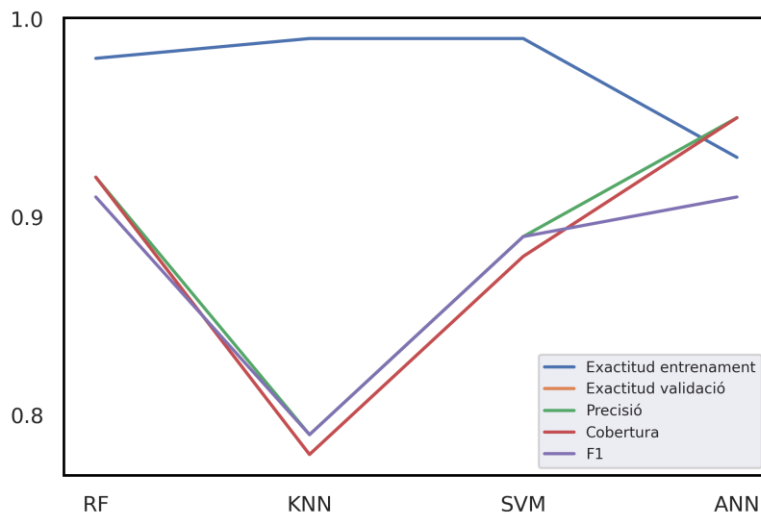


Figura 25. Resultats algorismes

Per tal de generar un model el més òptim possible, s'ha reentrenat la xarxa neuronal amb 100 epochs per tal d'obtenir els pesos que millor s'ajusten al nostre objectiu. A la Figura 26 es presenta la matriu de confusió del model obtés.

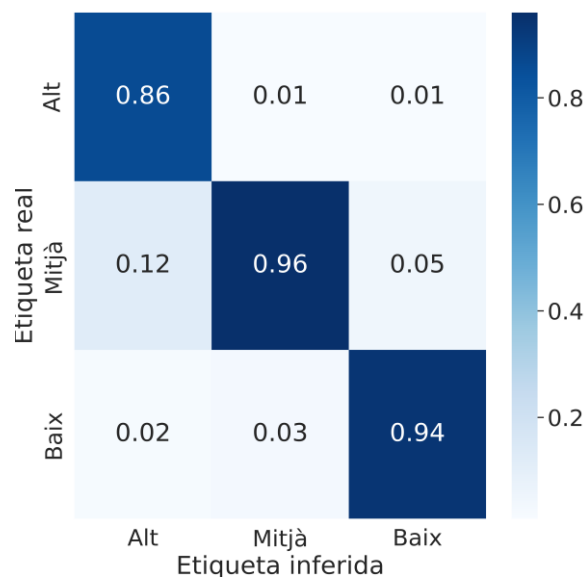


Figura 26. Matriu de confusió Xarxa Neuronal

Com s'observa, les classes que generalment són correctament inferides són les del nivell de intrusivitat mitjà i baix amb un 96% i 94% d'encerts respectivament. El nivell de intrusivitat alt es inferit de manera correcta el 86% de les vegades, més del 85% de vegades que el model infereix de manera errònia una mostra de nivell alt ho fa classificant-la en un nivell mitjà, aquesta situació es al desequilibri de les classes conjuntament amb les similituds de les mostres, o una part d'elles, de les classes alt i mitjà.

## 7.6 Integració

Una vegada s'ha construït i entrenat el model, s'està en disposició de integrar-lo a la llar digital. Així, un cop va a executar-se una acció que requereix la participació de l'humà, el sistema identificarà quina es la interacció idònia per a l'usuari objectiu.

Els passos que executarà el sistema davant d'una acció d'aquest tipus serà:

- El model d'inferència prediu el nivell d'intrusivitat que ha de tenir la notificació per al context actual.
- Se selecciona el mecanisme d'interacció més adequat tenint en compte el nivell inferit, el perfil de l'usuari (si hi ha) i els mecanismes d'interacció disponibles
- Es llança la interacció.

En aquest cas, el perfil de l'usuari correspondria a les preferències que l'usuari ha seleccionat dels mecanismes d'interacció disponibles a la llar. A la Figura 27 es presenta de manera esquemàtica els passos.

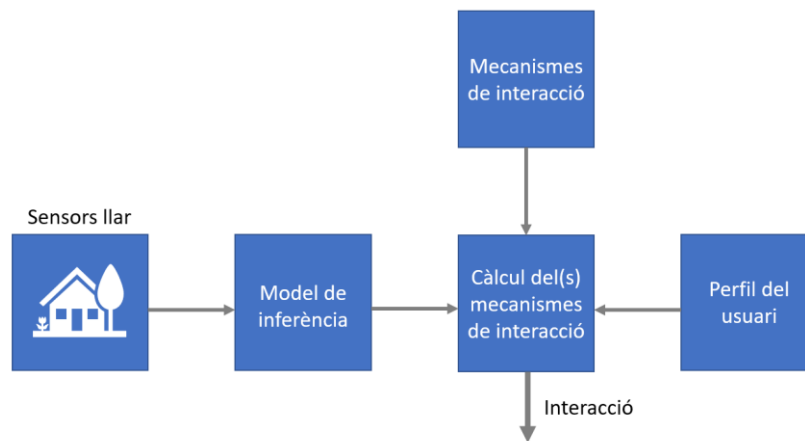


Figura 27. Esquema d'Interacció

El càlcul dels mecanismes d'interacció, es realitza seleccionant tots els mecanismes d'interacció que tenen un nivell d'intrusivitat igual a l'inferit, d'entre ells, si l'usuari té perfil, s'escull prioritàriament els que s'adapten a les seues preferències, si no, s'escull un aleatòriament.

Els mecanismes d'interacció que s'han definit per a la casa intel·ligent són:

- Nivell d'intrusivitat baix: missatge de text al telèfon.
- Nivell d'intrusivitat mitjà: missatge de veu pels altaveus ambientals a volum baix.
- Nivell d'intrusivitat alt: missatge de veu pels altaveus ambientals a volum normal, el missatge s'enuncia dues vegades.

Així, quan el sistema llance una acció que implica interactuar amb l'usuari, es captura l'estat dels sensors que conformen el vector de les mostres i s'inferix el nivell.

Com a exemple de funcionament prendrem les següents situacions:

- L'usuari viu sol, està dormint al llit. La nevera intel·ligent té programat fer la compra en el supermercat de confiança, però no pot accedir a la tenda online per problemes amb la web, llança una interacció per notificar a l'usuari que ha de seleccionar un nou supermercat o ajornar la compra.  
Quan es llança aquesta petició, l'estat dels sensors són capturats i es realitza una consulta al model perquè inferisca el nivell que ha de tenir la interacció. El model infereix que ha de ser de nivell baix amb un 78% de nivell de pertinença per a eixa classe.  
El vector associat a aquesta situació pot trobar-se a l'Annex 2, mostra 1.
- L'usuari viu sol, està al saló, veient la televisió mentre cuina el sopar al forn. S'ha deixat la nevera oberta i, transcorreguts els 45 segons programats, se suposa que se l'ha deixat oberta de manera involuntària i es llança una notificació perquè l'usuari la tanque.  
Quan s'envien les dades dels sensors al model, aquest infereix que la notificació ha de ser de nivell alt amb un 66% de nivell de pertinença per a eixa classe.  
El vector associat a aquesta situació pot trobar-se a l'Annex 2, mostra 2.

# 8 Conclusió i Treballs Futurs

---

En aquest últim capítol es presenten les conclusions finals del projecte i també s'esmenten diferents línies de treball per tal de continuar amb el desenvolupament d'interaccions eficients i no intrusives.

## 8.1 Conclusió

---

Aquest projecte ha tingut com a objectiu abordar un dels temes més actius i desafiants del camp de l'enginyeria del programari i la intel·ligència artificial; el de desenvolupar un sistema que genere interaccions adequades tant per al sistema, és a dir, interaccions eficients, com per a l'usuari, és a dir, interaccions no intrusives.

Aquest objectiu s'ha treballat emprant tècniques d'aprenentatge automàtic i aprenentatge profund per tal de comprendre l'entorn i en conseqüència generar una interacció que s'adapte a ell.

Des d'un punt de vista tècnic, el model d'inferència final està implementat fent us d'una xarxa neuronal densament connectada de quatre capes. La inferència d'aquest, conjuntament amb els mecanismes d'interacció disponibles i la preferència de l'usuari, defineixen l'interacció que el sistema llançarà per tal de comunicar-se amb l'humà.

## 8.2 Treballs futurs

---

En aquest projecte s'ha abordat el nivell de intrusivitat de la interacció, en futurs treballs caldrà desenvolupar mòduls que siguin capaços de percebre quan és necessari proporcionar-li una explicació l'usuari, o quan cal repetir una comunicació o elidir-la.

Pel que fa al conjunt de dades, caldrà realitzar experiments per construir un nou data set que siga més nombrós i amb uns perfils d'usuaris més transversals pel que fa a l'edat, habilitats motrius, habilitats tecnològiques. Idòniament, la construcció d'aquest nou data set caldria que fos realitzada en una llar digital real o utilitzant tècniques de realitat virtual i realitat augmentada.

També seria interessant desenvolupar tècniques de processament del llenguatge natural (PLN) per tal de no sols adaptar la forma de la interacció, sinó també el contingut. El PLN és actualment una de les àrees més actives de la informàtica, hi ha nombrosos estudis que apliquen aquestes tècniques l'àmbit legal [27], econòmic [28], polític, etc. En aquest cas, s'aplicarien tècniques de PLN per proporcionar-li a l'usuari una comunicació que s'adapte a les seues necessitats i aptituds.



Per últim, aquestes tècniques d'adaptació de les interaccions al context i l'usuari, poden ser implementades per a usuaris amb diversitat funcional per tal d'adaptar els dispositius electrònics per a que siguin més accessibles.

## 8.3 Relació amb les assignatures

---

En aquest apartat s'analitzen les principals habilitats i nocions aplicades al projecte que s'han adquirit al grau d'Enginyeria Informàtica. A continuació es desglossen les assignatures que més relació han tingut amb aquest projecte:

- Sistemes intel·ligents (SIN) en aquesta assignatura s'imparteixen nocions bàsiques i generals de la intel·ligència artificial. S'ensenyen tècniques d'aprenentatge supervisat, com models de Markov, i no supervisat.
- Percepció (PER) en aquesta assignatura s'imparteixen nocions d'aprenentatge automàtic aplicat, principalment, a les imatges. En aquesta assignatura es treballen algorismes com els arbres de decisió o xarxes bayesianes.
- Aprenentatge Automàtic (APR) aquesta assignatura és la continuació de Percepció. En APR s'aprofundeix més en el disseny d'algorismes i les seues mètriques. S'expliquen algorismes d'aprenentatge automàtic, com les xarxes neuronals.
- Enginyeria del programari (ISW) en aquesta assignatura s'imparteixen nocions bàsiques i generals de l'enginyeria del programari tals com el cicle del desenvolupament o la integració.
- Interfícies persona-computador (IPC) en aquesta assignatura s'imparteixen conceptes relacionats amb les interfícies, centrant-se en la visió de l'usuari.

## 9 Bibliografía

---

- [1] N. A. Streitz, «Beyond ‘smart-only’ cities: redefining the ‘smart-everything’ paradigm,» *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019.
- [2] B. Y. Lim y A. K. Dey, «Evaluating Intelligibility Usage and Usefulness in a Context-Aware Application,» Berlin, 2013.
- [3] K. Welsh, N. Bencomo, P. Sawyer y J. Whittle, «Self-explanation in adaptive systems based on runtime goal-based models,» de *Transactions on Computational Collective Intelligence XVI*, Springer, 2014, pp. 122-145.
- [4] E. Pakdamanian, S. Sheng, S. Bae, S. Heo, S. Kraus y L. Feng, «Deeptake: Prediction of driver takeover behavior using multimodal data,» de *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1--14, 2021.
- [5] N. Alshammari, T. Alshammari, M. Sedky, J. Champion y C. Bauer, «OpenSHS: Open smart home simulator,» *Sensors*, 2017.
- [6] T. Hellström y S. Bensch, «Understandable robots-what, why, and how,» *Paladyn, Journal of Behavioral Robotics*, vol. 9, n° 1, pp. 110-123, 2018.
- [7] R. Drechsler, C. Lüth, G. Fey y T. Güneysu, «Towards self-explaining digital systems: A design methodology for the next generation,» de *IEEE 3rd International Verification and Security Workshop (IVSW)*, 2018.
- [8] D. Wüest, F. Fotrousi y S. Fricker, «Combining monitoring and autonomous feedback requests to elicit actionable knowledge of system use,» de *International Working Conference on Requirements Engineering: Foundation for Software Quality*, Springer, 2019, pp. 209-225.
- [9] J. Broekens, M. Harbers, K. Hindriks, K. v. d. Bosch, C. Jonker y J.-J. Meyer, «Do you get it? User-evaluated explainable BDI agents,» de *German Conference on Multiagent System Technologies*, Springer, 2010, pp. 28-39.
- [10] Y. Kubo, R. Takada, B. Shizuki y S. Takahashi, «SynCro: context-aware user interface system for smartphone-smartwatch cross-device interaction,» *Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1794-1801, 2017.
- [11] A. Bonner, *The art and logic of Ramon Llull*, Brill, 2007.
- [12] P. M. SANDRI, «China y Estados Unidos dejan atrás a Europa en inteligencia artificial,» *La Vanguardia*, 17 2 2020.

- [13] O. Ronneberger, P. Fischer y T. Brox, «U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,» *CoRR*, 2015.
- [14] A. F. Agarap, «Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU),» *CoRR*, 2018.
- [15] O. Spjuth, J. Frid y A. Hellander, «The machine learning life cycle and the cloud: implications for drug discovery,» *Expert opinion on drug discovery*, vol. 16, n<sup>o</sup> 9, pp. 1071-1079, 2021.
- [16] A. Saad al-sumaiti, M. H. Ahmed y M. M. Salama, «Smart home activities: A literature review,» *Electric Power Components and Systems*, vol. 42, n<sup>o</sup> 3-4, pp. 294-305, 2014.
- [17] S. Raschka, J. Patterson y C. Nolet, «Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence,» *Information*, vol. 11, n<sup>o</sup> 4, p. 193, 2020.
- [18] S. Raschka, J. Patterson y C. Nolet, «Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence,» vol. 11, n<sup>o</sup> 4, 2020.
- [19] T. E. Oliphant, *A guide to NumPy*, Trelgol Publishing USA, 2016.
- [20] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. a. G. O. Thirion, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg y others, «Scikit-learn: Machine learning in Python,» *the Journal of machine Learning research*, vol. 12, pp. 2825-2830, 2011.
- [21] B. Pang, E. Nijkamp, Wu y Y. Nian, «Deep learning with tensorflow: A review,» *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, vol. 45, n<sup>o</sup> 2, pp. 227-248, 2020.
- [22] M. Kumar y Navin, «Understanding and working with Keras,» de *Deep Learning with Applications Using Python*, Springer, 2018, pp. 31-43.
- [23] E. Bisong, «Matplotlib and seaborn,» de *Building machine learning and deep learning models on google cloud platform*, Springer, 2019, pp. 151-165.
- [24] H. Zhan, P. Shi y C. Chen, «Retrieval of oceanic chlorophyll concentration using support vector machines,» *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n<sup>o</sup> 12, pp. 2947-2951, 2003.
- [25] J. Gawlikowski, C. R. N. Tassi, M. Ali, J. Lee, M. Humt, J. Feng, A. Kruspe, R. Triebel, P. Jung, R. Roscher y others, «A survey of uncertainty in deep neural networks,» *arXiv preprint arXiv:2107.03342*, 2021.
- [26] Z. Zhang, «Improved adam optimizer for deep neural networks,» de *2018 IEEE/ACM 26th International Symposium on Quality of Service (IWQoS)*, 2018.

- [27] S. Kuleshov, A. Zaytseva y K. Nenausnikov, «Legal Tech: Documents' validation method based on the associative-ontological approach,» *In International Conference on Speech and Computer*, Vols. %1 de %2 Springer, Cham, pp. 244-254, 2020.
- [28] A. Mestre y T. Stojadinovic, «A Machine Learning approach for Sentiment Analysis: turning customer reviews into insights.,» de *Global trends on entrepreneurship: social, digital, women and corporate*, RESOCEM, 2021, pp. 63-65.
- [29] ONU, «Work of the Statistical Commission pertaining to the 2030 Agenda for Sustainable Development,» Resolution adopted by the General Assembly on 6 July 2017, 2017.

## Annex 1 ODS

### Objectius de Desenvolupament Sostenible

Grau de relació del treball amb els Objectius de Desenvolupament Sostenible (ODS).

<b>Objetivos de Desarrollo Sostenibles</b>	<b>Alto</b>	<b>Medio</b>	<b>Bajo</b>	<b>No Procede</b>
ODS 1. <b>Fi de la pobresa.</b>			X	
ODS 2. <b>Lluita contra la fam.</b>			X	
ODS 3. <b>Bona salut.</b>		X		
ODS 4. <b>Educació de qualitat.</b>	X			
ODS 5. <b>Igualtat de gènere.</b>			X	
ODS 6. <b>Aigua potable i sanejament.</b>			X	
ODS 7. <b>Energía asequible y no contaminant.</b>			X	
ODS 8. <b>Treball digne i creixement econòmic.</b>	X			
ODS 9. <b>Indústria, innovació i infraestructuras.</b>	X			
ODS 10. <b>Reducció de la desigualtat.</b>	X			
ODS 11. <b>Ciutats i comunitats sostenibles.</b>		X		
ODS 12. <b>Producció i consum responsable.</b>			X	
ODS 13. <b>Acció pel clima.</b>			X	
ODS 14. <b>Vida submarina.</b>			X	
ODS 15. <b>Vida d'ecosistemes terrestres.</b>			X	
ODS 16. <b>Pau, justícia i institucions sòlides.</b>			X	
ODS 17. <b>Aliances per als objectius.</b>		X		

# Reflexió sobre els Objectius ODS

---

Els objectius de desenvolupament sostenible són els objectius globals dissenyats per tal d'aconseguir un futur millor i més sostenible per tothom [29]. Els objectius foren creats al 2015 per la Organització de les Nacions Unides.

Aquest projecte està estretament relacionat amb els següents objectius:

- Educació de qualitat, ja que l'aplicació d'aquestes tècniques poden ser utilitzada per tal d'adaptar els diferents dispositius educatius a les necessitats i capacitats dels estudiants.
- Treball decent i creixement econòmic, l'aplicació de tècniques de Intel·ligència Artificial a les interaccions humà-sistema optimitza les tasques en les que el computador i el humà han de cooperar, obtenint així un sistema de treball més òptim.
- Indústria, Innovació i Infraestructura, aquest treball presenta una solució innovadora per a facilitar la comunicació humà-sistema, per tant contribueix al sistema d'innovació, pilar fonamental dels ODS.
- Reducció de la desigualtat, les tècniques en aquest projecte presentades poden ser implementades per mediar entre els dispositius electrònics i persones amb diversitat funcional, reduint així bretxa que els separa de la societat.

## Annex 2 Dades

Posició de la variable	Nom	Mostra 0	Mostra 1	Mostra 2	Mostra 3
0	Dia i hora	2021-10-22 22:10:11	2021-10-22 07:30:09	2021-10-22 20:45:53	2021-10-22 08:10:29
1	Armari	0	0	0	1
2	Televisor	1	0	1	0
3	Forn	0	0	1	0
4	Ordenador portàtil	1	0	0	0
5	Nevera	0	0	1	0
6	Sofà	1	0	0	0
7	Llit	0	1	0	1
8	Llum de l'estudi	1	0	0	0
9	Llum del saló	1	0	1	0
10	Llum de la cuina	0	0	1	0
11	Llum del corredor	0	0	0	1
12	Llum principal de l'habitació	0	0	0	1
13	Llum auxiliar de l'habitació	0	0	0	0
14	Llum del servei	0	0	0	0
15	Porta de l'estudi	1	0	1	0
16	Porta principal	0	0	0	0
17	Porta de la cuina	1	1	1	1
18	Porta de l'habitació	1	1	0	1
19	Porta del servei	1	1	1	1
20	Pestell de la porta de l'estudi	0	0	0	0
21	Pestell de la porta principal	0	1	1	1
22	Pestell de la porta de la cuina	0	0	0	0
23	Pestell de la porta de l'habitació	0	1	0	1
24	Pestell de la porta del servei	0	0	0	0
25	Alfombra de l'estudi	0	0	0	0
26	Alfombra del saló	1	0	1	0
27	Alfombra de la cuina	0	0	0	0
28	Alfombra de l'habitació	0	0	0	1
29	Alfombra del servei	0	0	0	0
30	Activitat	3	0	2	2
E	Etiqueta	mitjà	baix	alt	baix