



UNIVERSITAT DE
BARCELONA



ICGC
Institut
Cartogràfic i Geològic
de Catalunya

Caracterització geotèrmica d'una zona del Vallès a través de la implementació d'una xarxa neuronal artificial (ANN)

Autor: **Rubén Soussé Villa**

Tutor: **Annà Gabàs i Gasa**

Curs acadèmic: **2015 - 2016**

Màster en Energies Renovables i
Sostenibilitat Energètica

Dos Campus d'Excel·lència Internacional:



*The light which puts out our eyes is darkness to us. Only that day dawns to which we are awake.
There is more day to dawn. The sun is but a morning star.*

AGRAÏMENTS

De bon grat agrair la inestimable ajuda rebuda al llarg d'aquest treball a tota la Unitat de Tècniques Geofísiques de l'ICGC i al Departament de Geofísica i Geodinàmica de la UB.

Dins d'aquesta, sobretot agrair a l'Anna Gabàs la seva disponibilitat en tot moment a resoldre qualsevol dubte que se'm pogués ocórrer, fins i tot els més minúsculs que no plantejaven cap problema real. També agrair-li la seva dedicació en buscar-me errades i la seva sempre bona voluntat a ser interrompuda i dedicar-me el seu temps.

També agrair a la Sara Figueras la seva ajuda respecte a poder quadrar els horaris de feina amb la vida personal, així com a tota la resta de companys de la UTG per atendre els petits dubtes que m'anaven sortint i la disposició a resoldre'ls, encara que s'allunyessin del seu àmbit.

Per altra banda, agraeixo moltíssim a la resta d'estudiants de l'ICGC les hores de distracció i de riure, que tant m'han ajudat quan ja no podia aguantar més davant de la pantalla. Sobretot l'ajuda rebuda del José Sedano, la Marta Torrents i el Ricard Puig amb els seus coneixements de geologia i de Qgis, que tant m'han fet falta. I a la Marta, per les seves fantàstiques galetes i altres obres culinàries.

També agrair l'ajuda i el consell d'en Juanjo Ledo, que tant bé em va per donar-li les voltes que els facin falta a les coses, i a la Pilar Queralt, pel recolzament moral rebut en cada trobada.

Finalment agrair a la meva família i a la Miriam el recolzament, l'estima, la valentia i el haver-me demostrat que, sovint quan menys ens ho esperem, els miracles existeixen.

ÍNDEX

1.	INTRODUCCIÓ.....	6
2.	OBJECTIUS	7
3.	L'EXPLORACIÓ DE RECURSOS GEOTÈRMICS.....	7
3.1.	JACIMENTS GEOTÈRMICS: CONQUES SEDIMENTÀRIES	7
3.2.	EXPLORACIÓ GEOTÈRMICA	8
3.2.1.	Exploració elèctrica/electromagnètica: tècniques MT i SEV.....	9
4.	ANTECEDENTS DE LA ZONA D'ESTUDI.....	10
4.1.	ZONA D'ESTUDI	10
4.2.	INTERÈS GEOTÈRMIC.....	10
4.3.	DADES DISPONIBLES.....	10
5.	APLICACIÓ D'UNA ANN EN GEOTÈRMIA	11
5.1.	INTRODUCCIÓ A LES ANN.....	11
5.1.1.	Estructura i funcionament de l'ANN	12
5.1.2.	<i>Training</i> de l'ANN: <i>Feed Forward Back Propagation (FF-BP)</i>	13
5.1.3.	<i>Testing</i> de l'ANN.....	15
5.1.4.	Funcions d'activació	15
5.2.	ANTECEDENTS D'ANN APLICADES A ESTUDIS GEOTÈRMICS.....	16
5.2.1.	Característiques de les dades d'entrada (<i>input</i>)	16
5.2.2.	Característiques de les dades.....	17
5.2.3.	Efecte de la geologia	17
5.3.	APLICACIÓ D'UNA ANN A LA ZONA DEL VALLÈS: CATALOGACIÓ DE LES DADES DISPONIBLES.....	18
6.	METODOLOGIA.....	20
6.1.	PROCESSAT DE LES DADES D'ENTRADA	20
6.1.1.	Perfils verticals de temperatures	20
6.1.2.	Perfils verticals de resistivitats	20
6.2.	PROGRAMACIÓ DE L'ANN	20
6.2.1.	Software utilitzat	20
6.2.2.	Disseny de l'ANN	21
6.3.	APLICACIÓ I RESULTATS	22
6.3.1.	Elecció de les parelles pous-SEV/MT (parelles T-p).....	23
6.3.2.	Elecció de l'ANN a partir dels <i>test</i> de parelles T-p	24

6.3.3.	Estimació 2D de temperatures a partir d'un perfil 2D de resistivitats.....	25
7.	INTERPRETACIÓ DELS RESULTATS	26
7.1.	ESTIMACIÓ 1D DE TEMPERATURES.....	26
7.2.	ESTIMACIÓ 2D DE TEMPERATURES.....	26
8.	CONCLUSIONS	28
9.	BIBLIOGRAFIA.....	30
	ANNEXOS.....	32
A.1	TAULA DE CLASSIFICACIÓ DELS RECURSOS GEOTÈRMICS.....	33
A.2	ESQUEMA D'UN JACIMENT GEOTÈRMIC	33
A.3	RELACIONS EMPÍRIQUES CONDUCTIVITAT-TEMPERATURA	34
A.4	COMPARACIÓ DEL FUNCIONAMENT DE LES DIFERENTS FUNCIONS D'ACTIVACIÓ EN LES DIFERENTS CAPES DE L'ANN	35
A.5	RESULTATS DELS <i>TESTINGS</i> DE LES 9 ANN ENTRENADES.....	36
A.6	RESULTATS AMB DIFERENTS LITOLOGIES	36
A.7	A L'HORA D'ESCOLLIR QUINES PARELLES "MT/SEV – Temperatura" TRIEM PER FER EL TRAINING DE L'ANN	38
A.8	PROCEDIMENT AMB IPI2win: TRACTAMENT DE DADES SEV	39
A.9	PROCEDIMENT AMB WINGLINK: TRACTAMENT DE DADES MT.....	41
A.10	PROGRAMA DESENVOLUPAT EN OCTAVE.....	42
	ABSTRACT.....	48

1. INTRODUCCIÓ

La mesura indirecta de temperatures del subsòl per a la caracterització geotèrmica és un problema que actualment no té fàcil solució, doncs no existeix cap relació empírica unívoca que relacioni paràmetres físics de les roques o sòls que siguin mesurables a distància – sense la necessitat de sondeigs mecànics – amb la seva temperatura: per tant, actualment l'exploració de jaciments geotèrmics necessita de la perforació del subsòl per obtenir dades fiables de la temperatura que es podria explotar, recurs sovint costós i lent. Altres solucions passen per l'ús de geotermòmetres com són els indicadors geològics en superfície o la composició química de les emanacions de gasos i fluids subterranis, que a més de no ser fiables no poden caracteritzar grans àrees en estar subjectes a anomalies locals.

En aquest panorama, un dels paràmetres físics més relacionats amb la temperatura dels materials i que és detectable indirectament és la conductivitat (o resistivitat) elèctrica. Es pot quantificar des de la superfície mitjançant estudis elèctrics (sondeigs elèctrics verticals, o SEV, o perfils 2D de corrent continu) i electromagnètics, com és la magnetotel·lúrica (MT). Tot i la seva bona correlació amb la temperatura, els actuals models que les relacionen no arriben a una suficient precisió per a caracteritzar jaciments geotèrmics, i sovint necessiten de mostres sobre el terreny analitzades al laboratori, fent aquests models únics per la zona que s'està estudiant i, per tant, no extrapolables a d'altres àrees.

Les *Artificial Neural Networks* (ANN) o xarxes neuronals artificials han estat emprades en molts àmbits de la ciència com a mètode computacional per a la detecció de patrons. Imitant la capacitat d'aprenentatge dels sistemes neuronals biològics, les ANN aplicades a geotèrmia s'han popularitzat en els darrers anys com a mètode per caracteritzar la temperatura d'àmplies zones a partir d'unes poques dades inicials (1). Així, estudis previs (1) (2) utilitzen uns pocs perfils verticals de temperatura del subsòl obtinguts de sondatges mecànics juntament amb perfils verticals de conductivitats elèctriques de dades SEV o MT, per obtenir valors indicatius de la temperatura dels jaciments subterranis.

Tot i basar-se en el reconeixement dels patrons conductivitat-temperatura dels materials del subsòl, les ANN han demostrat un bon comportament fins i tot en litologies complexes. Ara bé, les dades inicials necessàries han de ser profundes i de bona qualitat, fet que a Catalunya és difícil de trobar.

El poder introduir l'ús computacional de les ANN per afegir-les a l'exploració geotèrmica al nostre territori pot ser un pas més a l'hora de facilitar la caracterització d'aquelles zones de Catalunya susceptibles d'esdevenir futurs emplaçaments geotèrmics de baixa o mitja entalpia, com és la conca del Vallès. A l'hora, pot ser un pas més dins l'àmbit internacional per avançar en l'aplicació de les ANN a diferents litologies, ampliant així el bagatge d'entorns on aquesta eina ha estat aplicada a l'exploració geotèrmica.

2. OBJECTIUS

El present treball té com objectiu principal l'estimació de temperatures del subsòl a una zona de la conca sedimentària del Vallès a Catalunya mitjançant l'aplicació de la tècnica de càlcul *Artificial Neural Network* (ANN) a partir de les dades geogràfiques, tèrmiques, elèctriques i electromagnètiques de la zona.

Un altre objectiu que se'n deriva és el de ser un primer contacte amb l'aplicació de les ANN a estudis geotèrmics a Catalunya. Així, el treball busca explorar noves metodologies en geofísica per caracteritzar zones geotèrmiques al nostre territori. Per això es prenen de referència treballs anteriors en aquesta línia (1), on les dades disponibles són força més abundants que en el cas que ens ocupa, essent el repte el d'adaptar les tècniques aplicades a entorns més propicis per aquest tipus d'estudis a la litologia concreta de la depressió del Vallès i a les regions semblants.

Finalment, el treball també pretén salvar l'actual impossibilitat de calcular unívocament temperatures geotèrmiques a partir de dades per a les quals no existeix una correlació matemàtica directa amb la temperatura; com és el pas de resistivitats elèctriques dels materials a la seva temperatura. Per això, sovint el càlcul d'aquestes temperatures sol ser una tasca difícil i poc exacta, donant resultats poc concrets i dependents d'un estudi geològic exhaustiu i específic de la zona a caracteritzar. Així, en el present treball es pretén fer servir una ANN per passar d'un perfil 2D de resistivitats elèctriques a un perfil 2D de temperatures estimades a partir de les primeres, intentant salvar la manca d'eines matemàtiques per fer-ho. El perfil 2D de resistivitats elèctriques prové de l'estudi magnetotel·lúric (MT) realitzat a l'Universitat de Barcelona per encàrrec de l'Institut Cartogràfic i Geològic de Catalunya (ICGC) a la zona de la Depressió del Vallès, entre les poblacions de Cardedeu i Samalús-La Garriga durant el 2014 (3). Aquest és un estudi geotèrmic pilot per establir la metodologia d'investigació del subsòl fins un 5-6km de profunditat per, després, plantejar la metodologia d'estimació de la temperatura.

3. L'EXPLORACIÓ DE RECURSOS GEOTÈRMICS

3.1. JACIMENTS GEOTÈRMICS: CONQUES SEDIMENTÀRIES

Les aplicacions de l'energia geotèrmica van des de la producció d'electricitat per jaciments d'alta temperatura (de 100-150°C de mitja entalpia i de >150°C d'alta entalpia) fins a usos tèrmics en climatització i ACS per sectors industrials o residencials quan la temperatura és més baixa (<100°C o baixa entalpia). Quan és molt baixa (<25°C) la climatització s'ha de dur a terme amb l'ajuda

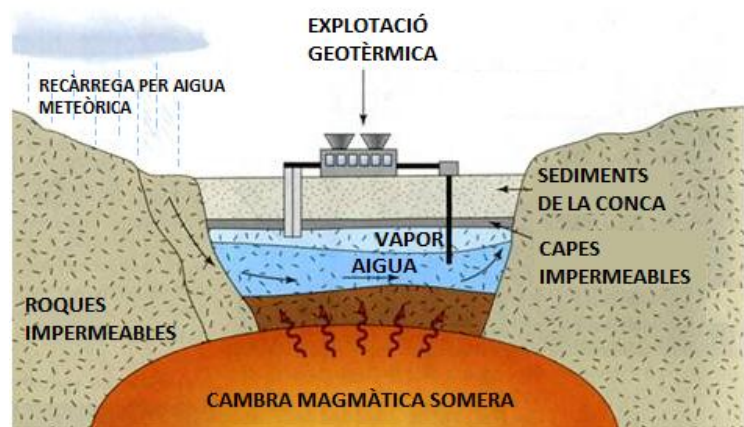


Figura 1: Esquema general d'una explotació geotèrmica. (18)

d'una bomba de calor.

Un jaciment geotèrmic es podria definir com aquella zona geogràfica on es donen les condicions adequades per a l'explotació de l'energia geotèrmica:

- Existència de roques amb alta porositat i permeabilitat que siguin suficientment someres com per ser accessibles a la tecnologia actual i que permetin l'intercanvi de fluids calor portadors.
- Flux de calor geotèrmic elevat, que elevi la temperatura de la roca o l'aigua per sobre la mitjana. Per exemple, la presència d'una càmera magmàtica somera o falles verticals.
- Formació litològica impermeable que eviti l'escapament del calor termal del magatzem, sobretot en forma de vapor d'aigua.

Així zones amb vulcanisme, tectònica activa o amb aprimament litosfèric poden ser susceptibles de jaciment geotèrmic.

Els jaciments poden ser hidrotermals, amb vapor o aigua confinats (figura 1) en aqüífers que necessiten d'una zona de recàrrega d'aigua meteòrica i sovint presenten zones de descàrrega (fonts o aigües termals). L'aigua en aquests casos s'ha de recarregar després de ser-ne extret el calor. O també pot tractar-se de jaciments de roca seca, on s'ha de recórrer a la fracturació d'aquesta per permetre la circulació d'aigua.

En el primer cas sovint la presència de falles és una bona senyal, doncs aquestes permeten l'ascensió de l'aigua calenta així com sovint la recàrrega d'aigua meteòrica (A.2). Aquests casos són habituals pels jaciments hidrotermals en conques sedimentàries, on jaciments extensos i molt profunds, amb un gradient geotèrmic no gaire elevat però amb molt bona circulació d'aigua (elevada porositat i permeabilitat) permeten l'explotació geotèrmica, sobretot per a finalitats tèrmiques industrials i per a climatització, com és el cas de la conca de París. En aquestes conques sedimentàries de les fosses tectòniques (graben), les falles són presents en ambdós costats de la conca, permetent el confinament i recàrrega dels aqüífers.

3.2. EXPLORACIÓ GEOTÈRMICA

Després de realitzar un reconeixement i avaluació regional dels recursos geotèrmics, com és la descripció de l'entorn geològic, geohidrològic i geoquímic, segueix l'exploració geotèrmica. Aquesta exploració engloba, entre d'altres, la prospecció geofísica, per tal d'estimar el volum, la permeabilitat, el tipus i la temperatura del reservori termal. Finalment, es donarà pas a l'explotació geotèrmica.

Dins la prospecció geofísica trobarem les tècniques de prospecció gravimètrica, prospecció sísmica, prospecció magnètica, prospecció tèrmica i prospeccions elèctriques i electromagnètiques. Aquestes últimes són les que es faran servir en el present treball.

A l'hora d'estimar la temperatura del subsòl, la forma més fiable i directa és la perforació d'un pou per a fer-hi un sondeig mecànic (mitjançant sondes), amb el qual es quantifica la temperatura testimonialment. Ara bé, aquest procés sovint és costós econòmicament, implica temps, destruir una part de la litologia i a vegades serà difícil segons els materials a perforar. L'avantatge d'aquesta tècnica és que podem obtenir totes les dades necessàries: la

temperatura, el gradient geotèrmic, la conductivitat tèrmica (amb un TRT – Test de Resposta Tèrmica), la difusivitat, estructura del subsòl, etc. Tot dades importants a l'hora d'avaluar projectes d'explotació geotèrmica.

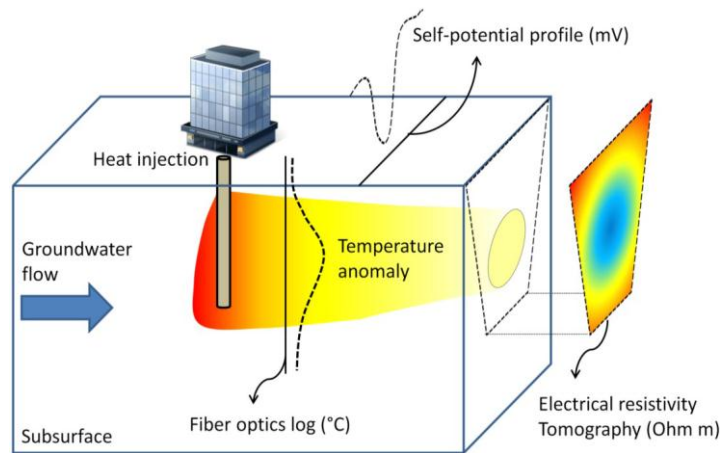


Figura 2: La variació de la conductivitat és indicador de les variacions de temperatura, tot i que no proporciona dades quantitatives d'aquesta. (19)

Una altra opció és tractar d'estimar la temperatura a distància – sense haver de realitzar un sondeig mecànic – a partir d'altres variables. La més adequada és la conductivitat elèctrica (o resistivitat elèctrica) dels materials, que té una correlació més o menys gran amb la temperatura doncs en tots els materials la temperatura fa variar la seva conductivitat elèctrica. Això és útil per detectar anomalies tèrmiques remotament, però no per quantificar-ne la temperatura (figura 2). La relació empírica conductivitat-temperatura no és única; depèn fortament de la litologia (materials, estructura, etc.), de les condicions locals de la zona (hidrologia, zona climàtica, etc.) i de les condicions físiques dels materials (pressió, temperatura, materials radioactius, etc.). Al llarg del temps s'han establert diverses relacions, la majoria provinents d'assaigs de laboratori, essent algunes genèriques (veure annex A.3) i d'altres específiques per materials concrets (1) (4). Però encara no hi ha una relació o un conjunt de relacions generals entre conductivitat-temperatura, traslladables d'una litologia a una altra, fet que fa la prospecció tèrmica a distància amb estudis de conductivitats elèctriques encara sigui poc exacte i poc fiable.

3.2.1. Exploració elèctrica/electromagnètica: tècniques MT i SEV

Les tècniques elèctriques i electromagnètiques que es fan servir actualment per determinar la conductivitat dels materials del subsòl es poden classificar en tècniques actives (inducció d'un corrent elèctric o electromagnètic al subsòl) o passives (detecció del soroll electromagnètic ambiental a través del subsòl).

En aquest treball tractarem amb dos tipus de tècniques:

1. **Exploració Magneto-tel·lúrica (MT):** dades electromagnètiques (mètode passiu).
2. **Sondeigs elèctrics verticals (SEV):** dades elèctriques (mètode actiu).

Aquestes dues tècniques ens proporcionen perfils verticals de les conductivitats elèctriques dels materials, i diferents estacions en el cas de la tècnica MT proporciona perfils bidimensionals (2D) de resistivitats. Aquestes són sovint utilitzades per detectar o caracteritzar

l'estructura del subsòl, com són profunditats de basaments granítics (alta resistivitat elèctrica) o cossos conductors aïllats (aquífers, transport de fluids, falles o fractures).

4. ANTECEDENTS DE LA ZONA D'ESTUDI

4.1. ZONA D'ESTUDI

La localització geogràfica de la zona és la comarca del Vallès Oriental, Barcelona, entre la serralada Litoral i la Prelitoral catalanes, en plena depressió Prelitoral. Concretament s'estudia la zona entre les poblacions de Cardedeu, Samalús, la Garriga i Corró d'Avall (figura 7).

Geològicament, la zona d'estudi engloba la fossa tectònica del Vallès al sud-est i la serralada Prelitoral al nord-oest a les poblacions de Samalús i la Garriga. Ambdues formacions són paral·leles a la costa catalana en direcció O-SO a E-NE i es troben separades per la falla del Vallès, una falla contínua i rectilínia que separa la zona estudiada (figura 7). L'origen geològic de la depressió del Vallès es remunta a l'Oligocè-Neogen i els seus sediments són en la seva majoria dipòsits torrencials de la serralada Prelitoral, mentre que els materials que conformen la serralada Prelitoral són majoritàriament granític, igual que els materials del basament rocós de la conca, la qual té una fondària d'entre 500 i 1250m. (3)

4.2. INTERÈS GEOTÈRMIC

La zona de la conca del Vallès sembla complir en superfície moltes de les condicions que s'indiquen a l'apartat 3.1, i per tant és susceptible de ser un jaciment geotèrmic de baixa-mitja entalpia.

Per això, la zona ha estat objecte de múltiples campanyes geofísiques per caracteritzar el recurs geotèrmic de la conca. Tant el Instituto Geológico y Minero de España (IGME) com la Empresa Nacional Hidroelèctrica del Ribagorçana (ENHER) van dur a terme prospeccions gravimètriques, sondeigs mecànics, perfils sísmics i estudis elèctrics vora la zona de Sentmenat, Samalús, Caldes de Montbui i la Garriga ja pels anys 70 i 80. Els resultats es poden consultar en l'informe IGME-ENHER de 1985. Posteriorment, l'Institut Cartogràfic i Geològic de Catalunya (ICGC) ha dut a terme treballs de prospecció geofísica mitjançant mètodes sísmics i magnetotel·lúrics (MT) per caracteritzar millor la falla del Vallès i el basament rocós granític (3).

Aquest últim treball estima unes temperatures en fondària del basament d'uns 140°C entre els 4.0-4.5km i 3.0-3.5km de fondària, assumint un gradient tèrmic en superfície de 30°C/km i 45°C/km respectivament. Aquests valors són calculats a partir de suposar una conductivitat tèrmica del granit de 2.5W/mK i una generació de calor per desintegració radioactiva del granit de 2.5·10⁻³ W/m³ (apartat 3.2 i annex A.3), basant-se en dades petrofísiques d'una altra zona d'estudi amb característiques semblants (3).

4.3. DADES DISPONIBLES

Com s'ha comentat, la zona ha estat objecte de diferents treballs geofísics que inclouen testimonis i prospeccions elèctriques. La majoria de les dades amb les que s'ha realitzat el present estudi formen part dels projectes de l'ICGC.

Els projectes dels quals se n'han utilitzat dades són:

- **Perfil magnetotel·lúric (MT)** quasi rectilini de Samalús-La Garriga a Cardedeu, realitzat per la Universitat de Barcelona per encàrrec de l'ICGC durant el desembre de 2014. (3)
- **Sondeigs elèctrics verticals (SEV)** en diferents localitzacions de la depressió del Vallès, duts a terme per l'IGME el 1977 i per l'INI-ENHER el 1979.
- **Testificacions geofísiques (sondeigs)** realitzades tant en la depressió del Vallès com en la Serralada Prelitoral als anys 1996 i 2010 (5) (6).

Els tipus de dades que obtenim de cada projecte pel present treball són:

- **Perfil MT i punts SEV:** Conductivitats (σ) – o resistivitats – elèctriques del subsòl segons la seva profunditat ($\sigma(z)$).
- **Testificacions termomètriques¹:** Temperatura del subsòl en profunditat ($T(z)$).
- **Testificacions litològiques:** Informació sobre la composició litològica de cada àrea.

Amb aquestes dades s'intenta correlacionar els perfils verticals de conductivitats i els de temperatures a través d'una *Artificial Neural Network* (Xarxa Neuronal Artificial), com veurem en el pròxim capítol.

5. APLICACIÓ D'UNA ANN EN GEOTÈRMIA

5.1. INTRODUCCIÓ A LES ANN

Les *Artificial Neural Networks* (ANN en anglès) o Xarxes Neuronals Artificials són tècniques computacionals que pretenen emular el funcionament biològic de les xarxes neuronals del cervell, descrit per les neurociències: sistemes formats per una gran quantitat d'elements, que individualment solament són capaços de processar dades simples, però que interconnectats entre sí poden realitzar tasques més complexes.

Així doncs, el sistema és capaç d'estimar uns outputs a partir d'uns inputs d'entrada, com ho faria un sistema neuronal. Aquesta xarxa pot ser "ensenyada" i "aprendre" dels exemples que se li proporcionen, donant com a resultat un sistema "intel·ligent" capaç d'aprendre patrons, reproduir-los, interpolar-los i extrapolar-los tal i com ho faria un ésser viu a partir d'uns *inputs* d'ensenyament determinats. (7) (8)

Històricament, la primera aparició de les ANN es remunta a l'any 1943 a partir de models per part de neuròlegs americans. El 1958 i el 1960 es va dur l'aplicació a l'àmbit industrial amb el perceptró simple i l'ADALINE. Hi va haver una aturada en els avenços en aquest camp a causa de les limitacions dels models emprats fins aleshores i no va ser fins als anys 80 quan, gràcies a la xarxa de Hopfield, el 1986 Rumelhart i McLellan van idear l'algoritme de retropropagació d'error, aplicat avui dia per les ANN multicapa com veurem més endavant. (7)

¹ Les termometries són diagrames de temperatura: Són sondeigs on la sonda que baixa pel pou ha mesurat la variació de la temperatura de l'aigua a diferents fondàries (z).

5.1.1. Estructura i funcionament de l'ANN²

Esquemàticament, el funcionament d'una ANN multicapa³ es basa en diferents "nodes" o "neurones" interconnectades entre si i organitzades en diferents capes (figura 3):

- 1) Capa *input*: Neurones que rebran la informació entrant al sistema.
- 2) Capes intermèdies o *hidden*: Neurones que, organitzades en una capa o més d'una, transformaran el senyal entrant fins a la sortida mitjançant dues funcions; la funció *weight* (w) que modularà entre 0 i 1 les connexions entre neurones de capes diferents i la funció d'activació (G), que transforma el senyal que passa per cada neurona i que normalment és la mateixa per a totes les neurones d'una mateixa capa⁴ (en la figura x: G^h). Les funcions d'activació per cada capa poden escollir-se segons convingui (apartat 5.1.4).
- 3) Capa *output*: Capa final de neurones que transmeten el senyal un cop transformat des de l'*input*. Poden ser el mateix nombre de neurones que en la capa *input*, ser-ne més o menys (com veurem en el nostre cas, tant sols tindrem una neurona de sortida: la temperatura del punt). També té la seva funció d'activació (en la figura G^{out}).

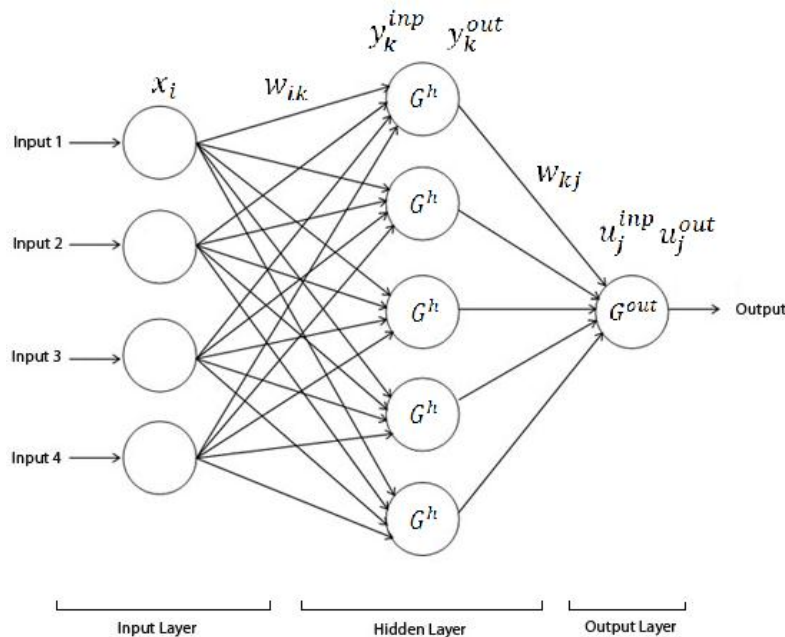


Figura 3: Representació gràfica d'una ANN amb una capa input de 4 neurones, una capa hidden de 5 neurones i una capa output de 1 neurona. Les funcions weight (w) de cada connexió i les funcions d'activació G de cada capa (hidden o output) determinen el valor de la variable a cada neurona. Font (9) i modificacions basades en (1)

Les variables van variant doncs des de l'entrada a la sortida, i el valor que preguin a cada neurona depèn d'aquestes funcions a través de les relacions:

$$y_k^{inp} = \sum_i w_{ik} x_i$$

² Per a la nomenclatura i equacions s'ha pres de referència (1 pàgs. 59-61) amb algunes modificacions.

³ Existeixen les ANN monocapa però en aquest treball no les tractarem ni es faran servir degut a la seva incapacitat d'adaptar-se a models complexos.

⁴ S'ha estudiat en models magnetotel·lúrics que funcions d'activació individuals per cada neurona (en la figura X seria G_k^h) impliquen sovint una millora d'adaptació de l'ANN a models més complexos, o sigui, millorant el reconeixement de patrons de la xarxa (11).

On y_k^{inp} és la variable un cop entra a cada neurona k de la capa *hidden*, w_{ik} és el pes que té la connexió entre cada neurona k i cada neurona i de la capa *input* i x_i és el valor entrat a cada una d'aquestes neurones inicialment.

Al pas de la variable per cada neurona de la capa *hidden*, aquesta es transforma segons la funció d'activació d'aquesta capa (G^h), donant com a resultat el valor a la sortida de la capa per cada neurona k (y_k^{out}):

$$y_k^{out} = G^h(y_k^{inp}) = G^h\left(\sum_i w_{ik} x_i\right)$$

Finalment el procediment es repeteix per la capa *output* amb les funcions pes w_{kj} i la funció d'activació pròpia d'aquesta última capa (G^{out}):

$$u_j^{inp} = \sum_k w_{kj} y_k^{out}$$

$$y_j^{out} = G^{out}(u_j^{inp}) = G^{out}\left(\sum_k w_{kj} y_k^{out}\right)$$

5.1.2. Training de l'ANN: Feed Forward Back Propagation (FF-BP)

Cada cicle en que l'ANN rep uns *inputs* i en calcula uns *outputs* s'anomena "època" de la xarxa.

En cada època s'estableixen uns valors per cada valor w_{ik} , w_{kj} , G^h i G^{out} .

El procés d'aprenentatge de la xarxa – d'ara endavant *training* – es basa en la comparació dels *outputs* obtinguts en cada època amb uns valors de referència, els quals "corresponen" als valors *inputs* introduïts a la xarxa: A la primera època la xarxa fa servir valors aleatoris dels valors w_{ik} i w_{kj} per donar un *output* inicial, que no correspondrà en primera instància amb els valors de referència. A partir de la diferència (*error*) entre la referència i l'*output* de cada època, l'ANN va modificant els valors de w_{ik} i w_{kj} per minimitzar aquest error. El tipus d'ANN on es duu a terme aquest procés de *training* basat en la reiteració d'èpoques s'anomena *feed forward back propagation ANN* (FF-BP ANN) (8) (figura 4). Intuïtivament es podria fer l'analogia d'aquest procés amb el procés d'aprenentatge cognitiu a partir de l'assaig i error consecutiu.

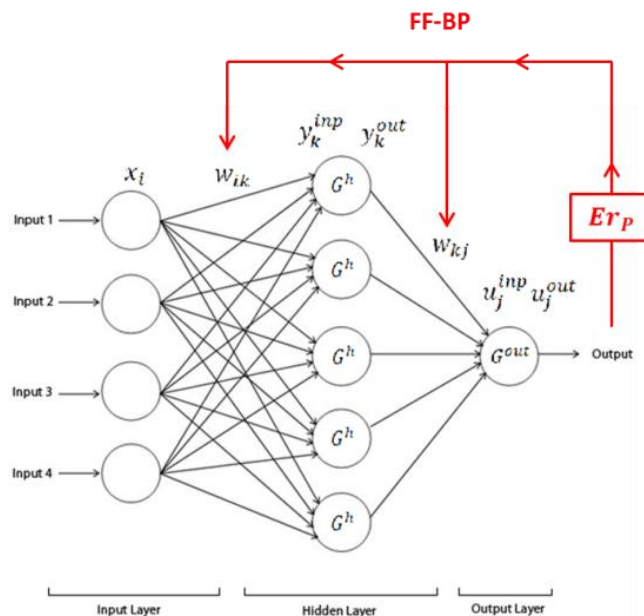


Figura 4: ANN amb l'aplicació del FF-BP per corregir els valors de les funcions pes a cada època. Font (9) i modificat per l'autor.

Els *errors* que es fan servir pel FF-BP es defineixen com:

$$Er_p = \sum_j (u_{p,j} - u_{p,j}^{ref})^2$$

On p és cada *training* aplicat a l'ANN, compostat d'una mostra d'*inputs* i *outputs* de referència. L'error de cada època doncs, dins de cada *training* p , és la diferència quadràtica entre els *outputs* obtinguts ($u_{p,j}$) i els *outputs* que "haurien de ser" ($u_{p,j}^{ref}$) per cada època.

L'error total (Er) – i el que s'ha de minimitzar – és la mitjana entre tots els *trainings* p :

$$Er = \left(\frac{1}{P} \sum_p Er_p \right)^{1/2}$$

La correcció de les funcions pes es duu a terme calculant el gradient de l'error ($\delta Er / \delta w$) per cada funció pes w (w_{ik} i w_{kj}) i modificant aquestes funcions (Δw) segons:

$$\Delta w^{(n)} = -\alpha \frac{\delta Er}{\delta w}$$

On α és la constant d'aprenentatge de la xarxa, determinada pel programa, i n l'època.

Per tant, a través del gradient de l'error respecte les funcions pes es busca el mínim error, anàleg al que seria "recórrer" una malla amb màxims, mínims locals i mínims absoluts a través d'un procés iteratiu (mètode de Montecarlo). El procés serà exitós sempre que aconseguim caure en un mínim absolut de l'error i evitem els mínims locals (figura 5) (8). Aquest fet provoca l'aleatorietat dels resultats obtinguts per cada cop que executem el procés iteratiu del programa, doncs els valors inicials de les funcions pes de la primera època son aleatoris.

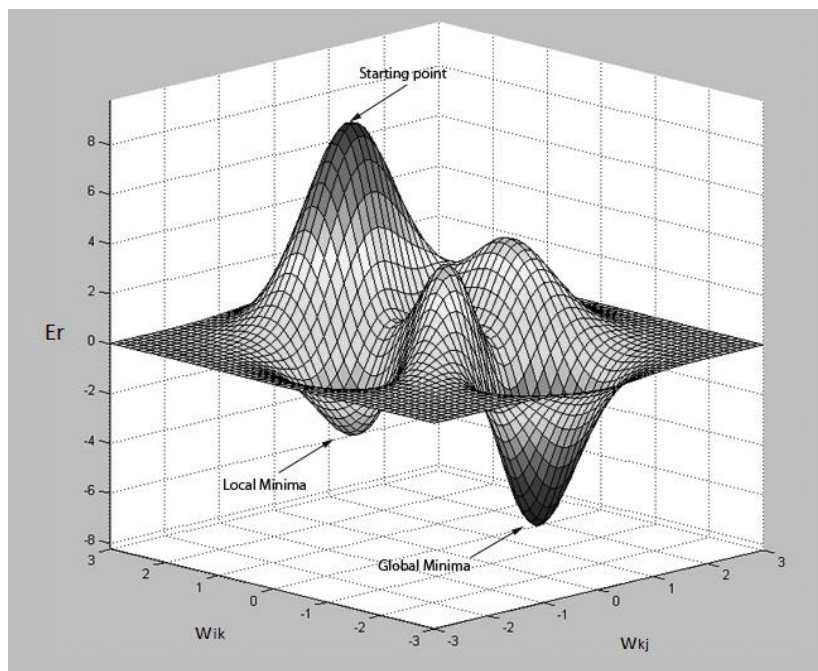


Figura 5: Del procés de l'ANN se'n podria fer una analogia amb el recorregut a través de la superfície d'una "malla" determinada per la mitjana de les diferències entre els valors obtinguts i els de referència – error – buscant-ne els mínims absoluts d'aquesta a través d'un procés iteratiu.

5.1.3. Testing de l'ANN

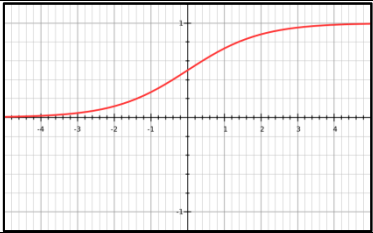
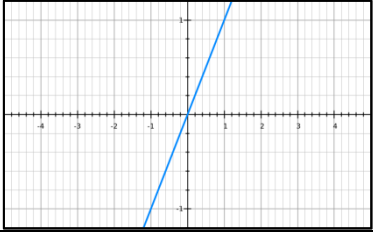
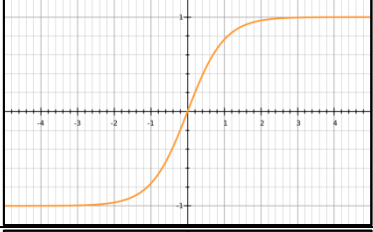
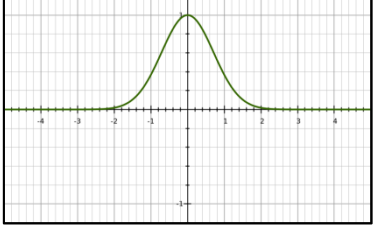
Un cop entrenada l'ANN amb un conjunt de dades *input*, el *testing* de l'ANN consistirà simplement a introduir-li noves dades d'entrada que no s'hagin fet servir prèviament per al *training* i calcular-ne els resultats (*outputs*). Si per aquestes dades es disposa d'*outputs* de referència, el test consisteix a calcular l'error per mínims quadrats entre l'*output* obtingut per l'ANN i l'*output* de referència de les dades que no s'han fet servir per al *training*. Així s'avalua el correcte funcionament de l'ANN.

5.1.4. Funcions d'activació

Les funcions d'activació (*G*) poden ser de diferents tipus segons l'aplicació que se li vulgui donar a l'ANN, i es poden escollir lliurement sempre i quan modulin el senyal a través de la neurona de 0 a 1 o, sovint, de -1 a 1.

Es poden escollir entre quatre tipus de funcions *G* per les neurones de les capes *input* i *output* (taula 1).

Taula 1: Les diferents funcions d'activació per a cada capa es poden escollir entre aquestes quatre opcions. A la pràctica, solament les tres primeres van donar resultats aptes. En l'annex x es comparen els resultats per a cada una d'elles.

	Nom de la funció	Equació	Gràfica
1)	LOGSIG	$G = \frac{1}{1 + e^{-z}}$	
2)	PURELIN	$G = z$	
3)	TANSIG	$G = \frac{2}{(1 + e^{-2z}) - 1}$	
4)	RADIAL (Radbas)	$G = e^{-n^2}$	

Com es pot observar, la funció *purelin* no implica cap transformació de les dades.

5.2. ANTECEDENTS D'ANN APLICADES A ESTUDIS GEOTÈRMICS

Les ANN han estat aplicades àmpliament en molts sectors de recerca com a eina de càlcul versàtil i útil per treballar en el reconeixement de patrons complexos, com sovint són els fenòmens de la natura. Aquestes aplicacions han anat des de la neurociència fins a la hidrologia o la meteorologia (8).

En geotèrmia, les ANN han estat introduïdes recentment com a mètode d'estimació de temperatures del subsòl en zones on no hi ha informació directa sobre aquesta, però que es troben entre sondeigs que sí que en tenen. O sigui, s'utilitzen com a mètode d'interpolació i sovint d'extrapolació de temperatures (1).

Així doncs, les ANN tindran com a *output* la temperatura del punt i com a *input* la informació disponible sobre aquest: coordenades (x,y,z) i conductivitat (apartat 5.2.1). Les temperatures s'estimaran a partir del reconeixement dels patrons que proporcionin les dades d'entrada.

Per tal d'aplicar una bona estratègia de càlcul a la nostra ANN, dels estudis previs (10) (11) (1) (12) hem extret la següent informació:

- Quin tipus de dades d'entrada aconseguir millors resultats? (5.2.1)
- Quines característiques han de tenir les dades (quantitat, profunditat, etc.)? (5.2.2)
- Com afecta la geologia a l'aplicació de l'ANN? (5.2.3)

Les conclusions extretes han estat, per cada aspecte:

5.2.1. Característiques de les dades d'entrada (*input*)

El conjunt de treballs existents en aquesta línia i que s'han servit de referència pel present estudi treballen amb les ANN de dues formes diferents segons el conjunt de dades d'entrada que es facin servir – *inputs* – (figura 6):

1. **Coordenades (x,y,z):** El *training* de l'ANN es fa a partir solament de les coordenades horitzontals (x , y) i vertical (z) del punt, essent l'*output* la temperatura del punt.
2. **Coordenades i conductivitat elèctrica (x,y,z,σ):** Les dades d'*input* són les coordenades, igual que en el cas anterior, afegint la conductivitat elèctrica del punt ($\sigma(x,y,z)$). Així, són necessaris sondeigs de temperatura i estudis (SEV o MT) que proporcionin la conductivitat.

La comparació d'ambdós mètodes ha estat documentada i va ser realitzada per (12) amb la conclusió final que, per una quantitat escassa de dades de referència pel *training*, el mètode 2 – coordenades i conductivitat – dona errors menors

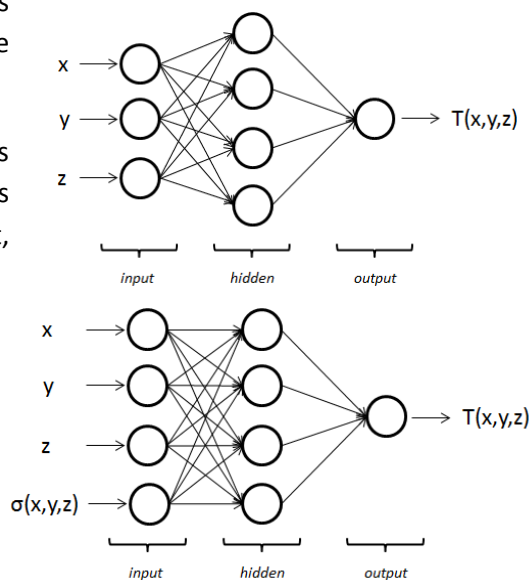


Figura 6: A dalt estructura simplificada de l'ANN amb *input* solament de coordenades. A sota, *input* amb la conductivitat. x , y són les coordenades del punt, z la seva profunditat i σ la conductivitat a partir del punt SEV o MT. La sortida de referència és la temperatura del punt, a partir del sondeig. Aquest procés d'entrenament es repeteix per cada parella de dades de les que es disposa (p). (Font pròpia)

en l'estimació final de la temperatura. Quan es tenen moltes dades ambdós mètodes són quasi equivalents, però donat el nostre cas on disposem de poques dades i en vista que la majoria dels estudis consultats inclouen preferentment la conductivitat com a *input* per l'ANN (1), es considera el mètode 2 com el més adient.

Per tant, les dades d'entrada s'extrauran de **parelles de perfils de Temperatura (sondeigs) i Resistivitats/conductivitats**⁵ (punts SEV o MT).

5.2.2. Característiques de les dades

Dels diferents estudis s'extreuen les següents conclusions referents a com s'han triat les parelles de temperatures-resistivitats (T-ρ) pel *training* i el *testing* de l'ANN (13) (12) (1) (10):

1	Proximitat entre els pous i els punts elèctrics/electromagnètics	Els resultats milloren quan menor és la distància entre els perfils de temperatures (pous) i els perfils de conductivitats (SEV o MT) que es fan servir pel <i>training</i> de l'ANN. Els resultats del <i>testing</i> , igualment, són millors si el punt on s'ha d'estimar el perfil de temperatures es troba a prop del perfil de conductivitats a partir del qual s'ha de fer el càlcul.
2	Profunditat dels perfils de temperatures i conductivitats	En tots els casos, quan majors profunditats tinguem millor. Quanta més informació es pugui proporcionar a l'ANN sobre una mateixa geologia, més patrons serà capaç de reconèixer i per tant millors resultats en l'estimació de temperatures. També hi ha l'avantatge d'explorar majors profunditats.
3	Proximitat entre els punts del <i>training</i> i els punts del <i>testing</i> .	És l'anomenat "factor geogràfic" (10) i no té gran influència en els resultats: o sigui, es poden estimar temperatures a partir de conductivitats (<i>testing</i>) en punts molt allunyats de les parelles que s'han fet servir pel <i>training</i> , sempre tenint en compte la geologia (5.2.3).
4	Comportament geològic	Com es veurà al següent apartat (5.2.3), és important triar parelles en litologies semblants.

5.2.3. Efecte de la geologia

Les heterogeneïtats geològiques locals poden tenir un efecte negatiu en l'estimació de temperatures finals. Aquestes influeixen al *training* de l'ANN quan es troben entre el punt elèctric/electromagnètic i el sondeig de temperatures, o quan influeixen en un d'ells solament. En l'estudi (12) es fa un recull dels principals factors que afecten negativament al procés, incrementant l'error de l'estimació final:

- 1) Falles entre el punt elèctric/electromagnètic i el sondeig de temperatures.
- 2) Distància entre el punt elèctric/electromagnètic i el sondeig de temperatures.
- 3) Fluxos d'aigua subterrània que modifiquin la temperatura localment.
- 4) Diferències locals dels materials del subsòl (capes diferents, dipòsits, etc.).

Aquí es conclou que la geologia que afecta a l'error final és la que afecta de forma diferent al punt SEV/MT i al sondeig de temperatures, ja sigui per trobar-se entre ells o en un sol d'ells, per l'efecte que això té sobre el *training*.

⁵ El pas de conductivitats a resistivitats tan sols implica l'inversa un de l'altre.

Ara bé, també cal incloure les anomalies locals que hi puguin haver en el punt on es vol fer el *testing* i l'estimació de temperatures finals. Doncs si les anomalies geològiques afecten especialment al punt on es vol estimar la temperatura, l'error que això provoca ens pot dur a resultats que s'allunyin especialment de la realitat.

Les diferències geològiques pronunciades i locals és el factor que més negativament pot afectar a tot el procés i amb el que més compte haurem de tenir a l'hora d'interpretar els resultats.

5.3. APLICACIÓ D'UNA ANN A LA ZONA DEL VALLÈS: CATALOGACIÓ DE LES DADES DISPONIBLES

Per aplicar l'ANN a la zona d'estudi s'han identificat les dades disponibles que permeten el càlcul per estimar la temperatura de la mateixa forma que a les referències (taula 2 i figura 7).

Taula 2: Tipus de dades disponibles i les seves fonts a la zona d'estudi del Vallès.

Tipus de dades	Fonts al Vallès
Perfils verticals de temperatura	Sondeigs de temperatura: 3 pous molt pròxims entre ells al nord-est (VOR01B, VOR002 i SG002), just a sobre de la falla, un pou al sud (VOR004), un pou al nord (P-15) amb dades de temperatura i conductivitats, i un últim allunyat al nord-oest (VOR003).
Perfils verticals de resistivitat/conductivitat elèctrica	Punts SEV (Sondeig Elèctric Vertical): la majoria distribuïts homogèniament per tota la zona, amb una alta concentració al nord-est (SEV 8, 9, 2 i 11), pròxims als 3 pous anteriors damunt de la falla. Són perfils 1D de resistivitats amb profunditats des de 180m a 500m.
	Punts MT (Magnetotel·lúrica): A més dels perfils 1D de cada punt MT, es conta amb un perfil lineal de punts MT de nord-est a sud-est, que ocupen la franja est de la zona creuant la falla. Alguns punts són pròxims als 3 pous anteriors (MT1, 1'5, 3 i 4), i dos punts MT ho són al pou del sud (MT35 i 15).

Com es pot veure a la taula 2, en algunes de les zones disposem de dades que s'adeqüen força bé als requeriments de la bibliografia: sondeigs elèctrics/electromagnètics pròxims a sondeigs de temperatura. O sigui, perfils verticals de conductivitats/resistivitats pròxims a perfils verticals de temperatura, que es poden relacionar a través d'una ANN.

Tot i això, les profunditats dels sondeigs de temperatura no són tan idònies: són molt més somers que els dels estudis previs a Soultz-sous-Forêts o a la falla de Tien Shan (12) (13). Una comparació de profunditats es pot apreciar a la taula 3.

Així doncs, contem amb totes les dades necessàries per l'aplicació de l'ANN però la seva qualitat no és similar a la de les referències, tant en quantitat com en profunditat d'exploració. En tot cas, els resultats obtinguts per l'ANN seran somers i no gaire fiables per profunditats superiors als 300-400m.

Malgrat això, el que importa del treball desenvolupat és la metodologia utilitzada i implementada de l'ANN a través del programa Octave. Aquest programa es pot aplicar a posteriori quan els *inputs* siguin de millor qualitat.

Taula 3: Comparació de profunditats dels sondeigs de temperatures de la zona del Vallès i de les referències.

Profunditats a la zona del Vallès		Profunditats a les referències	
Pous nord-est	460-470m	Tien Shan⁶	Min.: 1,2km
	380m		Mitjana: 2,5km
	1000m		Max.: 4km
Pou nord	300m	Soultz-sous-Forêts⁷	Min.: 0,7km
Pou sud	90m		Mitjana: 1,9km
Pou nord-oest	200m		Max.: 5km

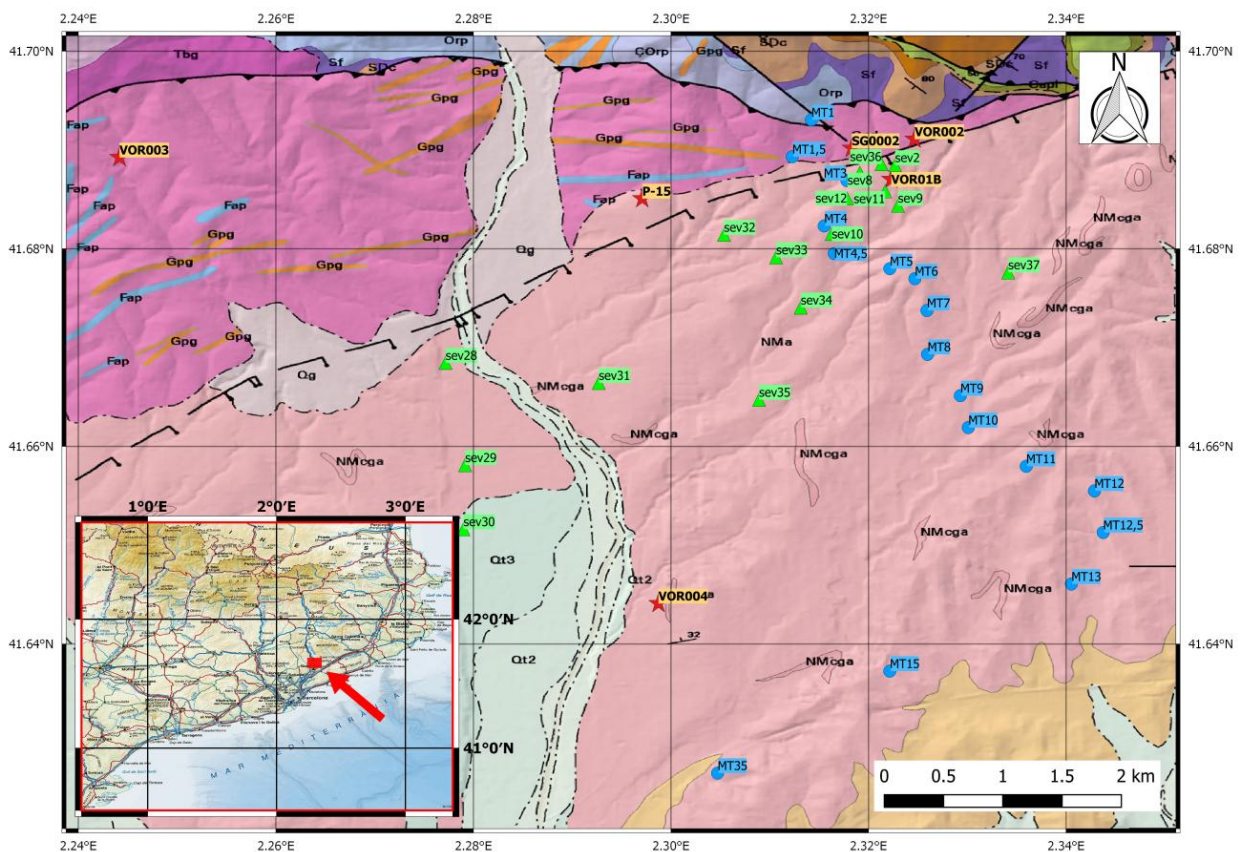


Figura 7: Mapa de la situació. En blau els punts MT, en verd els punts SEV i en vermell els sondeigs mecànics que inclouen perfils de temperatura. Es pot distingir en fúcsia l'aflorament del basament granític (Gpg⁸) al nord i en rosa la conca sedimentària del Neogen (NMca⁹ i NMca¹⁰) del Vallès. (14)

⁶ (1 pág. 113)

⁷ (1 pág. 136)

⁸ Pòrfirs àcids. Carbonífer – Permià. (14)

⁹ Argiles i gresos arcòsics. Aragonià superior – Vallesità. (14)

¹⁰ Nivells lenticulars de conglomerats amb matriu sorrenca arcòsica. Aragonià-Vallesità. (14)

6. METODOLOGIA

6.1. PROCESSAT DE LES DADES D'ENTRADA

6.1.1. Perfils verticals de temperatures

Les termometries no necessiten d'un processat, sinó només d'una tria i sovint d'una extrapolació somera de les dades.

La majoria dels informes on trobem les dades de temperatures ens donen dades a partir del nivell freàtic de la zona (de 20 a 100m segons el cas). Per cada profunditat (z) hi corresponen una temperatura (°C), un gradient (mK/m), una temperatura corregida (°C) i un gradient corregit (mK/m). En seleccionem la temperatura corregida com a temperatura correcta per a cada profunditat, i amb el gradient corregit extrapolem la temperatura fins aproximadament els 30m de profunditat ¹¹.

Una excepció és el pou P-15, on tenim temperatures i conductivitats. Aquest pou no ha necessitat de cap mena de processat ni pel perfil de temperatures ni pel perfil de resistivitats.

6.1.2. Perfils verticals de resistivitats

Els punts SEV i MT ens proporcionen els perfils verticals 1D de les resistivitats elèctriques si les processem adequadament.

Per aquest processat s'ha fet servir el software IPI2win per als punts SEV i el WinGLink 2.20.02 (Geosystem SRL) per als punts MT. El procediment complet es pot seguir a l'annex A.8 i A.9.

Els resultats dels perfils verticals finals, tant de temperatura com de resistivitats, es poden apreciar a la figura 8.

6.2. PROGRAMACIÓ DE L'ANN

6.2.1. Software utilitzat

En aquest treball s'ha desenvolupat un programa que aplica una *Artificial Neural Network* als perfils verticals de temperatura i resistivitats elèctriques. El programa s'ha dut a terme mitjançant GNU Octave 4.0.0, fent servir les eines proporcionades pel *toolbox: Octave's Neural Network Package* de Michel D. Schmid, versió 0.1.13 (figura 10) (15).

Per al programa s'ha seguit la guia d'usuari del propi autor: "A neural network Package for Octave, User's Guid" per a la versió del *toolbox* 0.1.9.1. (16)

A partir dels inputs, el programa ens permet dur a terme:

- El disseny de l'estructura de l'ANN, com és el nombre de capes, el nombre de neurones per capa i el de sortides.
- L'elecció de les funcions pes (w) per a la primera època del *training* de l'ANN.
- El procés de *training* i *testing*.

¹¹ Les referències suposen que a qualsevol punt de la Terra a partir dels 15m de profunditat la temperatura del subsòl es manté constant. Escollim 30m d'extrapolació, en ser suficientment gran per suposar que la temperatura no es veu afectada pels canvis estacionals.

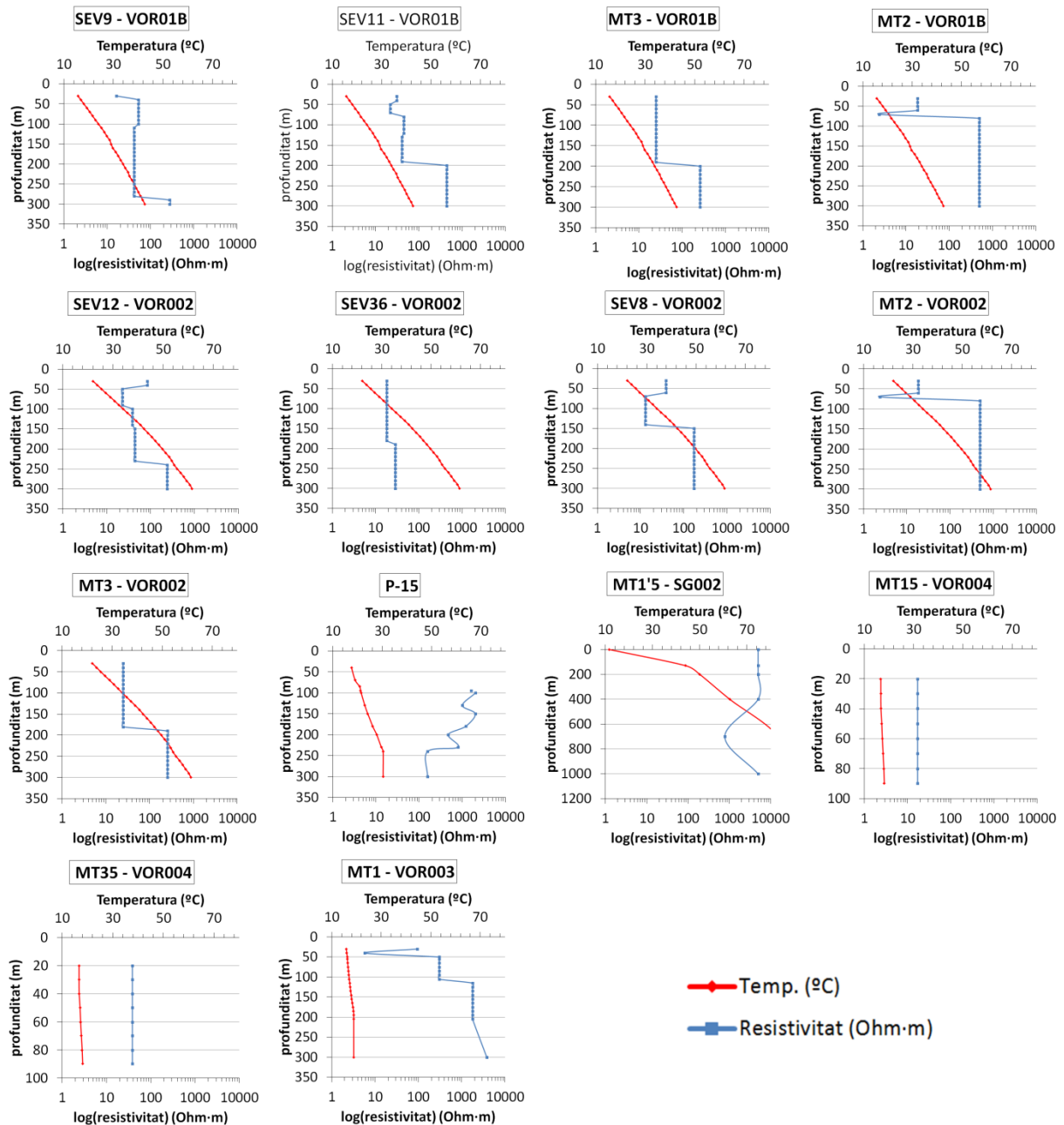


Figura 8: Perfils verticals de temperatura i resistivitats com a dades inicials disponibles, després del processat i emparellades seguint els criteris de l'apartat 5.2.2 i 5.2.3.

6.2.2. Disseny de l'ANN

Per a l'ANN en qüestió s'ha fet servir una estructura amb 4 inputs (apartat 5.2.1), dues capes *hidden* amb 15 i 20 neurones respectivament, i una neurona d'*output* (temperatura) (figura 11).

Les funcions aplicades són *tansig*, *tansig* i *purelin* respectivament per a les tres capes (apartat 5.1.4).

El valor inicial de les funcions pes s'ha deixat aleatori, fet que dona millors resultats que no pas determinar uns valors inicials fixes.

L'estructura de l'ANN queda subjecte al cas en concret que estudiem i la complexitat d'aquest. Estructures més grans són capaces d'adaptar-se a casos més complexos, tot i que arriba un punt que augmentar la mida de l'ANN no significa una millora en els resultats i el seu sobredimensionament implica un augment en el temps de processat.

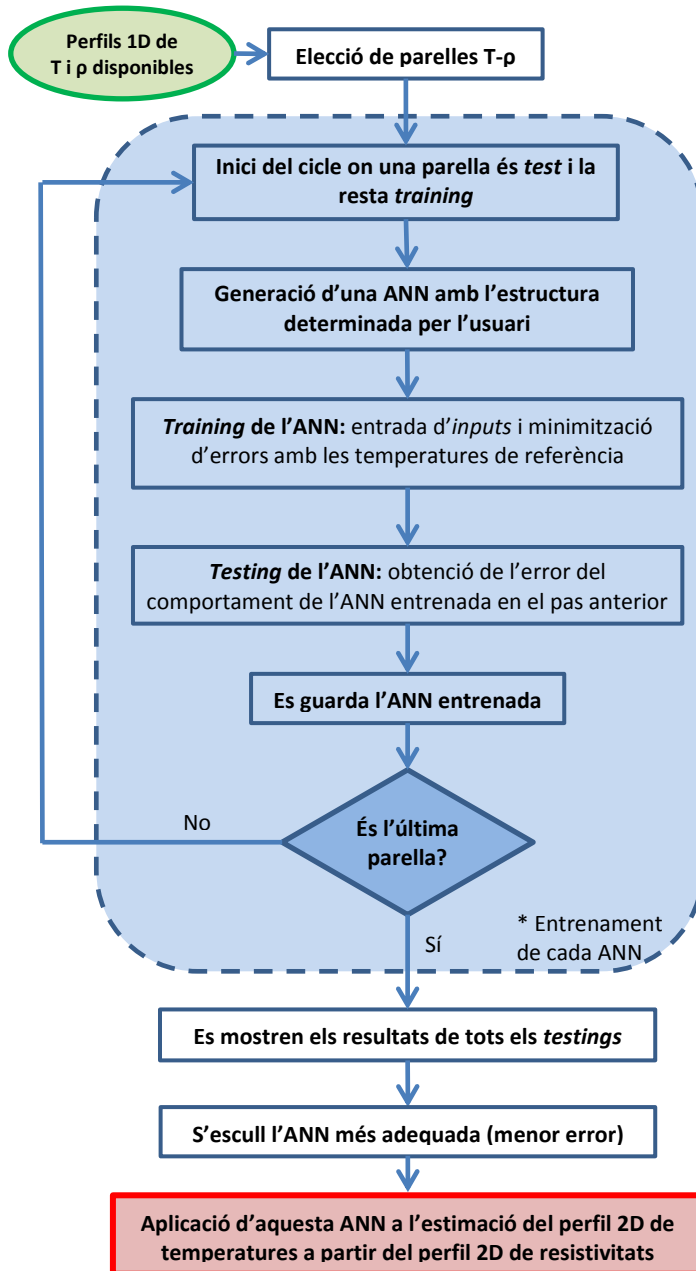


Figura 9: Diagrama de flux del programa desenvolupat.

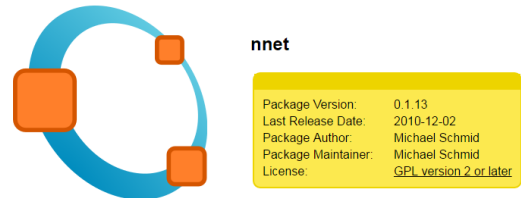


Figura 10: Logotip del software emprat i dades generals del toolbox per al disseny de l'ANN.

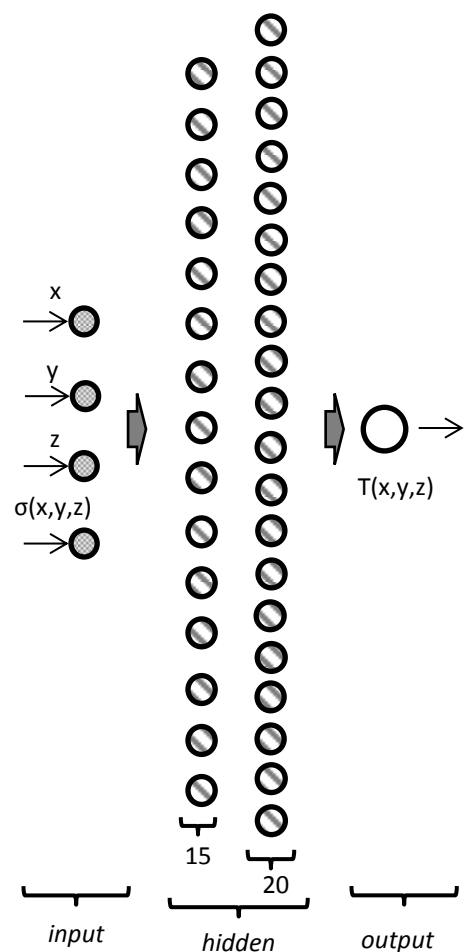


Figura 11: Estructura de l'ANN aplicada. Font pròpia

6.3. APLICACIÓ I RESULTATS

L'aplicació de l'ANN a la zona del Vallès es programa en un script en Octave o Matlab. Pel *training*, l'ANN s'ha programat per realitzar 200 èpoques per cada conjunt *input*, amb temps límit indefinit i per aturar-se amb gradient de l'error de com a mínim 10^{-10} (figura 5).

El programa consta de diferents etapes (figura 9). Inicialment 1) cal escollir les parelles pou – SEV/MT per fer els *trainings* de l'ANN, tenint en compte els paràmetres recomanats (apartats 5.2.2 i 5.2.3). Un cop escollides les parelles més adequades, el procediment es pot separar en dues parts més: 2) en explorar diferents conjunts de parelles per als *trainings* de les ANN, obtenint diferents ANN segons les parelles que s'han fet servir. D'aquí n'haurem d'escollir la més adequada per a 3) processar l'estimació de temperatures a partir del perfil magnetotel·lúric 2D.

6.3.1. Elecció de les parelles pous-SEV/MT (parelles T-ρ)

Taula 4: Parelles escollides en el processat per la zona estudiada, a partir de les combinacions dels sites de temperatura (sondeigs) i resistivitats elèctriques (SEV/MT) de la zona (apartat 5.3).

Zona granítica al nord de la falla	Zona neògena al sud de la falla
P-15 ¹² MT1'5 vs. SG0002 MT1 vs. VOR003	SEV9 vs. VOR01AB SEV11 vs. VOR01AB MT3 vs. VOR01AB MT2 vs. VOR01AB SEV12 vs. VOR002 SEV36 vs. VOR002 SEV8 vs. VOR002 MT2 vs. VOR002 MT3 vs. VOR002 MT15 vs. VOR004 MT35 vs. VOR004

L'aflorament del basament granític al Nord-Oest i la presència de la falla del Vallès de SW a NE impliquen canvis rellevants de litologia en molt poc espai. Per tant, l'elecció de les parelles que es fan servir pel *training* i el *testing* s'ha de fer amb cura per no influir en l'error final.

Així, amb els *sites* presents a la zona (apartat 5.3) les parelles pou-SEV/MT s'han escollit a partir dels criteris de proximitat entre ells i de semblança dels seus entorns geològics (5.2.2 i 5.2.3), separant-se en dos grups principals: les de més enllà de la falla (al nord) i pròximes o al damunt de l'aflorament granític, i les que es troben sobre els materials sedimentaris del Neogen de la conca del Vallès (figura 7 i taula 4).

En primera instància el processat (apartat 6.3.2) es va dur a terme amb totes les parelles (14 parelles), però les diferències entre litologies van donar com a resultat un error molt gran al *testing* d'aquelles parelles que pertanyien al nord de la falla (zona granítica). A més, la participació de parelles amb diferents litologies en el *training* de qualsevol ANN provocava errors elevats. Per tant, es va decidir que la millor opció era eliminar les tres parelles de la zona granítica (P-15, MT1'5 vs. SG0002, MT1 vs. VOR003). També es van eliminar finalment les parelles que incloïen el sondeig VOR004 (MT15 vs. VOR004 i MT35 vs. VOR004), doncs aquest en ser molt somer (90m) i tenir una variació de temperatura molt lleugera induïa a errors elevats en molts dels casos.

Així doncs, finalment s'escullen dos sondeigs de temperatures, VOR01AB i VOR002, combinats amb quatre i cinc punts SEV/MT respectivament (taula 4), tots ells a la conca neògena sedimentària. L'*input* pel programa serà doncs les coordenades de cada punt (x,y), la profunditat del punt (z) i la resistivitat del punt a partir del sondeig SEV/MT.

Cal remarcar que, en aquest cas, en comptar amb molts més punts elèctrics que no de temperatura, les coordenades dels punts *inputs* han de ser les dels primers: això és a causa de que més que adequar cada perfil de resistivitats a cada perfil de temperatures de l'aigua del

¹² El sondeig P-15 inclou, a més de temperatures, dades elèctriques de resistivitat, per tant no necessita cap sondeig elèctric aparellat.

subsòl, el que fem és *imposar-li* a cada perfil de resistivitats un perfil de temperatures. Així, el fet que un mateix perfil de temperatures sigui compartit per diversos perfils de resistivitats és conseqüència de que la temperatura no canvia entre punts, situació a la que l'ANN també volem que s'hi adapti i que ho tingui en compte en el processat.

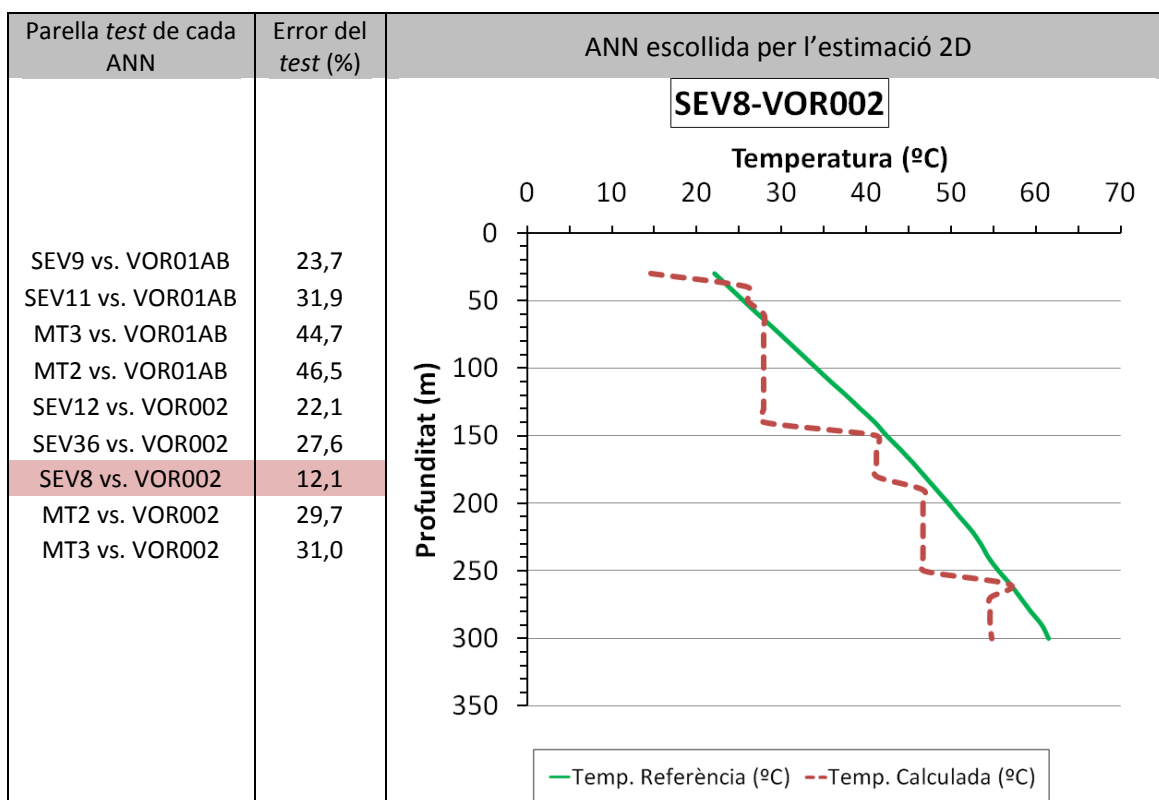
6.3.2. Elecció de l'ANN a partir dels test de parelles T-ρ

Combinant les parelles de la conca sedimentària, es fa el *training* d'una ANN amb totes les parelles menys una ($9 - 1 = 8$ parelles pel *training*), la qual es reservarà per al *testing*. Aquest procés es repeteix permutant la parella per la qual es fa el *testing*, fent el *training* amb totes les parelles restants, fet que implica tenir cada cop una ANN diferent ¹³; amb 9 parelles tindrem 9 permutacions on s'ha canviat la parella pel *testing*, tenint doncs 9 ANN's diferents.

Es recomana veure els perfils resultants d'aquest procediment a l'annex A.5, on es veuen els perfils de temperatures estimades per cada ANN i les temperatures de referència.

Així, obtenim 9 ANN amb un error per cadascuna d'elles. Els resultats (annex A.5) ens donen les gràfiques els errors de les quals es mostren a la taula 5 pel test de cada ANN. D'aquests s'escull l'ANN de la parella SEV8-VOR002 (núm.7) per al procediment, amb un error del 12'1%.

Taula 5: Cada parella de la primera columna s'ha fet servir per al test d'una ANN, el training de la qual s'ha fet amb les parelles restants. A la segona columna trobem l'error corresponent a cada test. La figura de la dreta mostra el perfil obtingut pel test de l'ANN escollida per a fer l'estimació del perfil 2D de temperatures. Aquesta ha estat la de la parella SEV8-VOR002, amb un error de 12'1% en l'estimació de temperatures.



A partir dels resultats s'escull aquella ANN que, en el seu *testing*, qualitativament veiem amb millor comportament de l'estimació de temperatura respecte a la temperatura de referència.

¹³ Recordar que el que caracteritza una ANN és el seu procés de *training*, per tant, fer-lo amb parelles diferents implica tenir ANN diferents, o sigui, amb funcions pes (w) diferents.

Es pot fer servir l'error per mínims quadrats que ens calcula el programa per una valuació quantitativa, però això no sempre implica un millor comportament de l'ANN.

6.3.3. Estimació 2D de temperatures a partir d'un perfil 2D de resistivitats

Amb l'ANN entrenada de l'apartat anterior es pot realitzar l'estimació de temperatures a partir d'un perfil de resistivitats elèctriques, sempre tenint en compte que l'ANN construïda servirà per zones pròximes als punts amb els que s'ha fet el seu *training* o zones amb les que almenys comparteixin entorns geològics semblants, com s'observa en l'apartat 5.2.3.

El perfil de resistivitats elèctriques va ser calculat a partir de la inversió de dades MT per l'ICGC el desembre de 2014 (3).

La resistivitat elèctrica de cada punt del perfil (x,y,z) s'introdueix com a *inputs* igual com es fa en el cas del *testing*, només que en aquesta ocasió no tenim temperatures de referència i per tant no es pot calcular l'error de l'estimació de temperatures calculada. Aquí radica la importància en la correcta elecció de l'ANN que fem servir; doncs haurem de prendre com a referència l'error del *testing* a partir del qual s'ha escollit l'ANN (taula 5) com el possible error comès finalment en l'estimació de tot el conjunt de temperatures a partir del perfil 2D. En el nostre cas aquest és de 12'1%, donant una variació de la temperatura màxima a 76°C i mínima a 20°C, valors que es consideren poc significatius en el model final.

El model finalment obtingut (figura 12) ens mostra el perfil 2D de temperatures, on es pot apreciar la inhomogeneïtat de la seva distribució al subsòl.

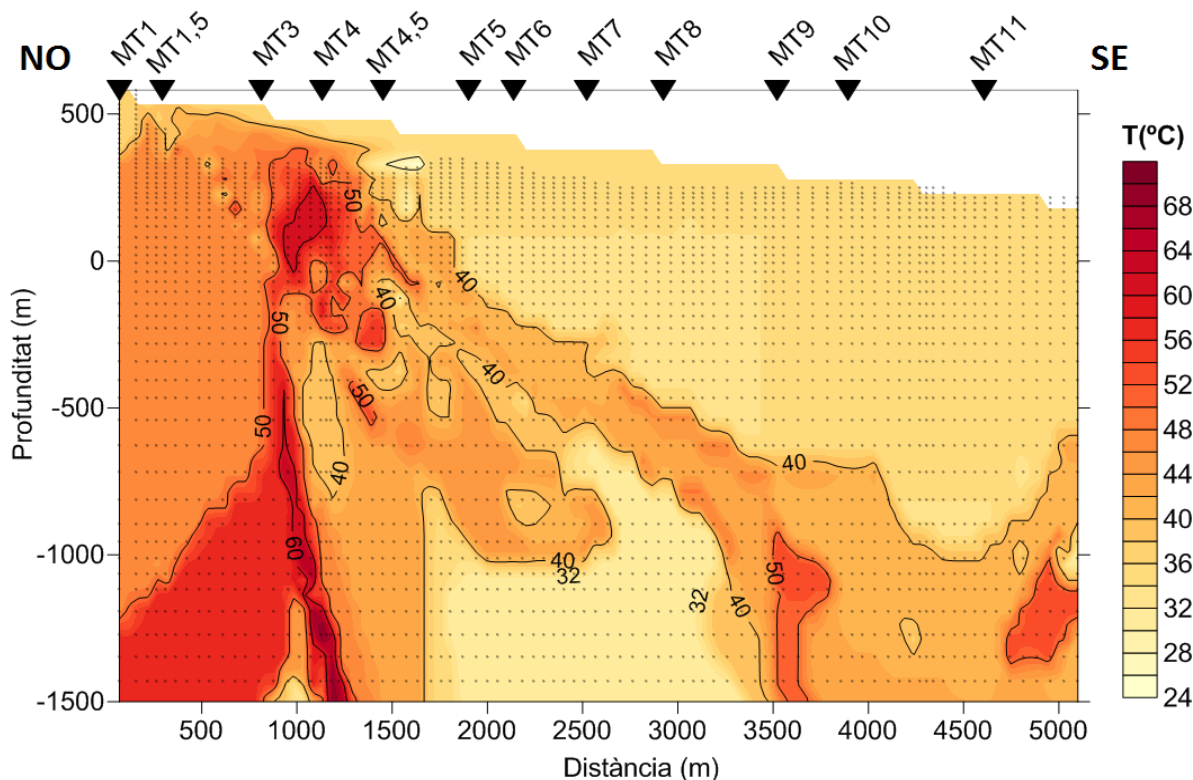


Figura 12: Perfil 2D de temperatures estimades a partir del perfil MT 2D (resistivitats elèctriques) de la zona del Vallès mitjançant l'ANN escollida a l'apartat 6.3.2. Els punts negres indiquen els punts de mostreig del perfil MT.

7. INTERPRETACIÓ DELS RESULTATS

7.1. ESTIMACIÓ 1D DE TEMPERATURES

Dels perfils 1D de temperatures estimades (taula 5 i annex A.5) a partir del *testing* de cada parella, es poden concloure els següents aspectes:

- 1) **Gradient:** Tot i que el perfil de temperatures estimades és molt més variable, es pot veure com en la majoria de casos aquesta segueix el gradient de la temperatura de referència; augmentant en profunditat amb un gradient aproximat de $0'1-0'2^{\circ}\text{C}/\text{m}$. En alguns casos l'estimació d'aquest és major o menor, sobretot divergint en profunditat per alguns d'ells (test MT3-VOR01B, MT2-VOR01B, MT2-VOR002, MT3-VOR002). Per aquelles estimacions més abruptes es pot apreciar com, tot i tenir una major divergència respecte la temperatura de referència, també es segueix el gradient de la temperatura de referència.
- 2) **Valor:** En els casos on el perfil estimat té un gradient constant sovint tant les temperatures inicials com les finals no coincideixen: en dos d'ells és menor (MT2-VOR002 i MT3-VOR002) i en dos major (MT3-VOR01B i MT2-VOR01B), amb una diferència d'aproximadament $5-10^{\circ}\text{C}$ de mitjana. La diferència va augmentant en profunditat a causa de les diferències en el gradient. Pels casos més variables, apareixen zones calculades amb disminucions de temperatura en profunditat (SEV9-VOR01B, SEV11-VOR01B, SEV36-VOR002, SEV12-VOR002) que s'allunyen de la temperatura de referència i de la seva tendència a augmentar en profunditat. En aquests casos el valor de la temperatura pateix canvis abruptes allunyant-se fins a 20°C de la referència.

Ara bé, si comparem aquests resultats amb els obtinguts per parelles situades en geologies diferents com és l'aflorament granític, observem com l'ANN és incapaç d'estimar temperatures per aquesta última litologia (annex A.6) i en canvi es capaç de seguir el gradient i el valor aproximat de les temperatures en el sediment.

7.2. ESTIMACIÓ 2D DE TEMPERATURES

La profunditat fins a la qual l'estimació de temperatures en el perfil 2D no és extrapolació és la profunditat màxima dels pous o la dels perfils 1D de resistivitats elèctriques amb els quals s'ha fet el *training* de l'ANN (aproximadament 300m). O sigui, hem de prendre la fiabilitat de les dades obtingudes per sota aquesta profunditat tenint en compte que l'ANN està extrapolant càlculs quan processa dades *input*¹⁴ per a les quals no ha estat entrenada en cap cas.¹⁵

Així doncs, respecte al perfil 2D de temperatures obtingut (figura 12) hi podem fer les següents observacions:

- 1) **Absència d'un gradient positiu homogeni al llarg del perfil:** les temperatures mostren una alta inhomogeneïtat, clarament dependent de les estructures específiques del subsòl de la zona, i sense la presència d'un gradient que augmenti constantment com es plantejava a l'apartat 4.2.

¹⁴ O sigui, les resistivitats elèctriques de profunditats elevades del perfil 2D.

¹⁵ Cal comentar que el model resultant inicial tenia una profunditat de 3'5km però s'ha decidit reduir la quantitat de dades donada l'elevada extrapolació de l'ANN a aquestes profunditats, per a les quals els valors de les temperatures obtinguts no es consideraven rellevants.

- 2) **Temperatura homogènia a la conca sedimentaria:** Segons (3) els materials sedimentaris es concentren a la part central del perfil, amb una profunditat de fins a 1000m al SE i nul al NO. La temperatura en tota la conca sedimentaria és homogènia a 32-34°C. Els materials conductors previstos per (3) no són detectats pel processat de l'ANN.
- 3) **Intersecció sediments-basament granític:** es calcula un estrat amb temperatures d'entre 40-50°C que es va enfonsant al llarg del perfil de NO a SE des de la superfície (0m) fins a 1km de profunditat, resseguint aproximadament la intersecció entre els materials sedimentaris 1) i el basament granític 3). El seu gruix augmenta de NO a SE des de 100m a 800m aproximadament.
- 4) **Anomalia de baixes temperatures al basament granític:** Al centre del perfil es distingeix una zona de baixes temperatures homogènia entre 32°C i 40°C a partir d'1km de profunditat, limitada per l'estrat anterior i la falla al NO. Aquesta zona correspondria al basament granític o basament amb materials d'ompliment de la fossa elèctricament resistius (3). No hi ha una explicació per aquest resultat, segurament conseqüència de la falta de dades de qualitat en aquesta zona pel perfil 2D de resistivitats elèctriques inicial.
- 5) **Falla del Vallès:** Es pot distingir a la part NO del pla (part esquerra) la franja vertical corresponent a la Falla del Vallès prevista en estudis anteriors (3). En aquesta s'hi estimen les temperatures més elevades de tot el perfil (50-68°C) i la mateixa inclinació que s'estima per a la Falla del Vallès a la bibliografia (70-80°) (3). Es pot distingir la disminució de temperatures des de la part central de la falla (68°C-66°C) cap l'exterior (50°C). Aquesta aflora en superfície amb una zona de temperatures d'entre 50-60°C just sota les estacions MT3 i MT4 del perfil (1000m de distància).
- 6) **Aflorament granític al NO:** La presència del granit no es detecta tant clarament com es fa al perfil magnetotel·lúric (3). Aquesta queda separada del basament granític per la falla i en l'estimació la temperatura de l'aflorament granític és de mitjana elevada (50°C). També s'entreveu l'inici d'una altra anomalia semblant a la del punt 4) de baixes temperatures que s'atribueixen a la baixa resolució de les dades MT a aquestes profunditats.

A la profunditat més fiable – per sobre els 300m – els valors de les temperatures se situen, com s'ha dit doncs, entre els 32-34°C a la conca del Vallès i augmenten a l'aflorament de la falla fins els 50-68°C al NO, a uns 100m de profunditat (respecte la superfície a 500m).

8. CONCLUSIONS

Després de dur a terme tot el procés d'aplicació de l'ANN a la zona de la conca del Vallès com s'havia plantejat en els objectius inicials (apartat 2), finalment s'ha aconseguit desenvolupar un software que aporta:

- les relacions entre les temperatures estimades per part de l'ANN i les temperatures de referència de la zona,
- el perfil de temperatures 2D a partir del perfil 2D de resistivitats elèctriques.

A partir dels resultats es pot concloure:

- Els resultats del *training* de l'ANN mostren una bona adaptació d'aquesta a diferents perfils verticals 1D de resistivitats elèctriques, essent capaç d'estimar temperatures que s'assemblen a les temperatures de referència sobretot en la part més somera, divergint en profunditat fins a un màxim de 20°C. L'error mitjà del perfil de temperatures estimat respecte al de referència és d'un 12'1%, valor que es considera acceptable en no ocasionar divergències rellevants en els valors de temperatures obtinguts.

Es valora també positivament que en terme mitjà les temperatures estimades segueixen el gradient de les temperatures de referència, tot i trobar-nos casos més accidentats.

Ara bé, es pot entreveure l'alta dependència del resultat final amb la qualitat de les dades d'entrada; característiques com la quantitat de dades disponibles – la profunditat i el mostreig dels sondeigs elèctrics i tèrmics – o la continuïtat de les dades (lliure d'anomalies pronunciades) són beneficioses pel *training*.

Finalment, cal remarcar la capacitat de l'ANN de distingir entre litologies diferents, com hem vist en la divergència de resultats entre els *testings* en l'aflorament granític i els de la conca sedimentària (annex A.6).

- Els resultats de l'estimació de temperatures en el perfil 2D es valoren positivament en quant que l'ANN ha estat capaç de distingir les principals estructures del subsòl de la zona, descrites anteriorment per perfil 2D MT (3). Sobretot la detecció d'estructures ben definides com la falla del Vallès o l'estrat d'intersecció entre materials sedimentaris i basament granític són un bon senyal.

Referent als valors de temperatura obtinguts (entre 32°C i 68°C) cal remarcar que, tot i que aquests no són fiables a profunditats majors a 300m ja que en aquests casos l'ANN està extrapolant, els valors no se surten de la normalitat, fet que és positiu en quant l'ANN pot haver estat capaç d'extrapolar valors correctes per a profunditats majors per les que ha estat entrenada. Tot i això, si prenem de referència que l'error en els *testings* augmenta en profunditat, s'ha d'anar en compte amb el resultat final del model.

També cal remarcar que en el càlcul del perfil 2D la repetibilitat segueix essent baixa: altament dependent de l'ANN que s'esculli per a fer l'estimació i de la repetibilitat del propi procés de *training* d'aquesta ANN.

Així doncs, finalment conclouem que valorar l'error obtingut del procés de *training*, el seu comportament de forma qualitativa i els valors en conjunt de les temperatures del perfil 2D, ens permet aplicar l'ANN com a primer pas per caracteritzar zones geotèrmiques, sobretot per

simplificar valoracions qualitatives a partir de resistivitats elèctriques i la detecció d'estructures del subsòl. Almenys, aquest és el cas per la zona que hem tractat. Serà extrapolable a d'altres tipus de litologies sempre que tinguem en compte les consideracions dels apartats 5.2.2 i 5.2.3, per valorar la millor estratègia d'aplicació de l'ANN i la idoneïtat de la zona segons les dades que hi hagi disponibles. Per tant, podem fer ús del mètode per estimar temperatures del subsòl.

Les accions futures per avançar i millorar la seva aplicació pràctica seran:

- ❖ Augmentar la quantitat de dades disponibles per tal de reduir l'error i millorar la fiabilitat dels resultats finals.
- ❖ Seguir estudiant el *toolbox* que s'ha fet servir per aplicar l'ANN per buscar noves eines que permetin reduir l'error final, com seria el major control del procés iteratiu per part del programa (p.e. buscar formes d'evitar mínims locals de l'error) o altres estructures de l'ANN que permetin processos més curts.
- ❖ Mirar de millorar la repetibilitat del procés a través d'establir els adequats valors fixes inicials de les funcions pes (w) – enlloc de fer-los aleatoris – o seguint treballant amb el *toolbox* per buscar noves eines en aquesta línia.
- ❖ Estudiar la correcta execució del programa a Matlab, així com explorar altres *toolboxes* de Matlab relacionats i més actualitzats.

9. BIBLIOGRAFIA

1. **Spichak, Viacheslav V. i Zakharova, Olga K.** *Electromagnetic geothermometry*. Amsterdam : Elsevier, 2015.
2. **Robert, T., et al., et al.** Geophysical Methods for Monitoring Temperature Changes in Shallow Low Enthalpy Geothermal Systems. 2014, p. 5084-5118.
3. **ICGC.** *Treballs de prospecció geofísica 2D amb la tècnica magnetotel·lúrica per a recursos geotèrmics profunds a l'àrea del Vallès, Samalús-La Garriga. Fase1*. Barcelona : ICGC, 2014. GA-012/14.
4. **Llera, F.J., Sato, M. i Nakatsuka, K.** *Temperature dependence of the electrical resistivity of water-saturated rocks*. 5, s.l. : Geophysics, May 1990, Vol. 55.
5. **ICG.** *TESTIFICACIONS AL POU D'ABASTAMENT "P-15" DE LA GARRIGA (VALLÈS ORIENTAL)*. Barcelona : Departament de Política Territorial i Obres Públiques, Generalitat de Catalunya, Juliol 1996. GA11296.
6. **ICGC.** *Dades termomètriques de Catalunya*. Barcelona : Generalitat de Catalunya, 2010. GA-005/10.
7. **UC3M, Grupo 5 - RAI** -. *Redes de Neuronas Artificiales*. [En línia] 2011/2012. [Data:] <http://www.lab.inf.uc3m.es/~a0080630/redes-de-neuronas/index.html>.
8. **Demirel, Mehmet C., Venancio, Anabela i Ercan, Kahya.** Flow forecast by SWAT model and ANN in Pracana basin, Portugal. 2009, p. 467-473.
9. **Ciumac Sergiu.** Financial Predictor via Neural Network. *Code Project*. [En línia] 25 / maig / 2011. [Data: 20 / juny / 2016.] <http://www.codeproject.com/Articles/175777/Financial-predictor-via-neural-network>.
10. **Spichak, V.** *Estimating temperature distributions in geothermal areas using a neuronet approach*. 2006, Geothermics 35, p. 181-197.
11. **Spichak, Viacheslav V. i Popova, Irina.** *Artificial neural network inversion of magnetotelluric data in terms of three-dimensional earth macroparameters*. 2000, Geophysical Journal International, p. 15-26.
12. **Spichak, Viacheslav V., Zakharova, Olga K. i Rybin, Anatolii K.** *Methodology of indirect temperature estimation basing on magnetotelluric data: Northern Tien Shan case study*. 2011, Journal of Applied Geophysics 73, p. 164.173.
13. **Spichak, V., et al., et al.** *Deep temperature extrapolation in the Soultz-Sous-Forêts geothermal area using magnetotelluric data*. Stanford University, USA : XXXV Workshop on Geothermal Reservoir Engineering., 2010.

14. **ICGC**. Mapa geològic de Catalunya 1:50000. *Geoíndex - Visor de Cartografia geològica*. [En línia] 2015. <http://siurana.icgc.cat/visorIGC/geologic.jsp>.
15. **Schmid, Michel D.** Octave-Forge - Extra packages for GNU Octave: nnet. *SourceForge.net*. [En línia] 02 / 12 / 2010. <http://octave.sourceforge.net/nnet/index.html>.
16. **Schmid, Michel D.**. A neural network package for Octave, users guide. Version 0.1.9.1. *Plexso*. [En línia] 15 / Gener / 2009. http://plexso.com/61_octave/neuralNetworkPackageForOctaveUsersGu.pdf.
17. **Schmitz, Andy**. GraphSketch.com. <https://graphsketch.com/>. [En línia] 2009.
18. **Kyle Brennan**. Resources. *Geothermal Electricity. Saving the Earth: It's Worth the Watt*. [En línia] 14 / abril / 2014. [Data: 3 / juny / 2016.] <http://sites.lafayette.edu/egrs352-sp14-geothermal/resources/>.
19. **Hermans, Thomas, et al., et al.** *Geophysical Methods for Monitoring Temperature Changes in Shallow Low Enthalpy Geothermal Systems*. s.l. : Energies, 2014. ISSN 1996-1073.

ANNEXOS

A.1 TAULA DE CLASSIFICACIÓ DELS RECURSOS GEOTÈRMICS

Els jaciments geotèrmics es poden separar en alta entalpia, mitja entalpia o baixa entalpia segons la temperatura que tingui l'aigua o la roca seca a explotar. El jaciment es pot aprofitar per diferents aplicacions segons la seva temperatura.

Taula 6: Classificació dels usos dels recursos geotèrmics.

Recurso geotèrmico	Temperatura (°C)	Usos potenciales
Muy baja temperatura	Menos de 30° C	Climatización con bomba de calor geotérmica
Baja temperatura	Entre 30 °C y 100 °C	Uso térmico directo en procesos industriales y climatización
Media temperatura	Entre 100 °C y 150 °C	Generación eléctrica en ciclos binarios y uso térmico directo en procesos industriales y climatización
Alta temperatura	Más de 150 °C	Generación eléctrica

A.2 ESQUEMA D'UN JACIMENT GEOTÈRMIC

La següent figura mostra esquemàticament l'estructura del subsòl d'un jaciment geotèrmic d'aqüífer. Es pot apreciar com l'aqüífer és confinat per dues capes impermeables que impedeixen l'escapament de l'aigua (i per tant el calor), menys per un costat on hi ha la zona de recarrega.

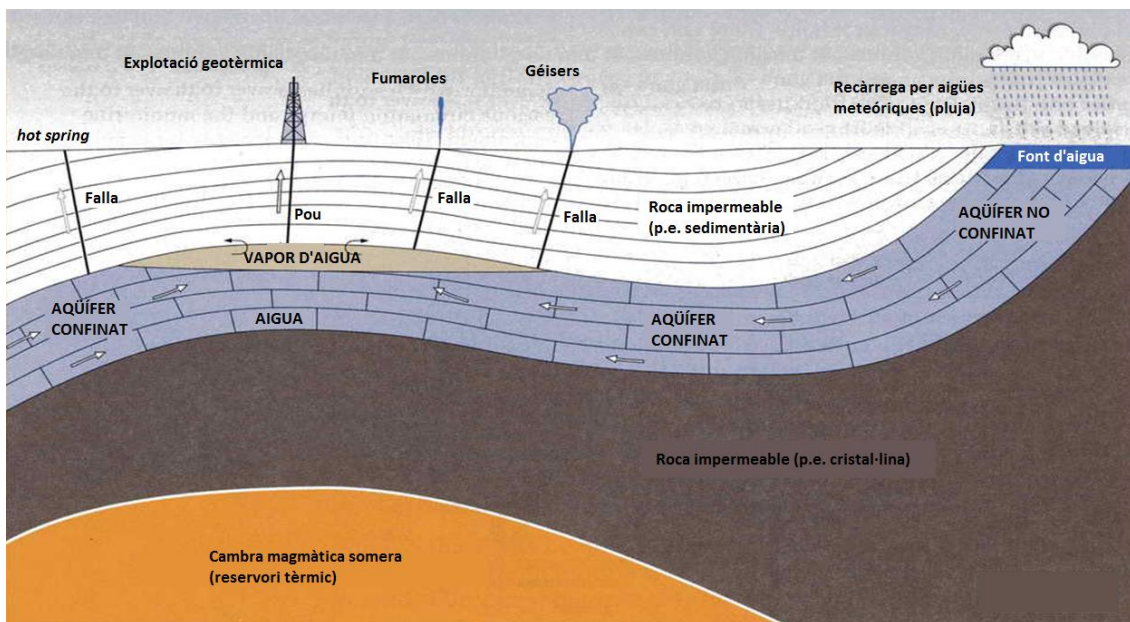


Figura 13: Esquema d'un jaciment geotèrmic (18).

A.3 RELACIONS EMPÍRIQUES CONDUCTIVITAT- TEMPERATURA

Les equacions que es presenten a continuació han estat extretes de la referència (1).

A.4.1 Equació del semiconductor

$$\rho_T = \rho_0 \cdot e^{\frac{\varepsilon}{kT}}$$

ε és l'energia d'activació
 ρ_0 és la resistivitat elèctrica teòrica a una temperatura infinita
 K és la constant de Boltzmann

A.4.2 Equació per Wiedermann-Franz

$$\frac{k}{\sigma} = L \cdot T$$

L és nombre de Lorentz
 k és la conductivitat tèrmica
 T és la temperatura (en °K)
 σ la conductivitat elèctrica

A.4.3 Equació per Limberger and Van Wees, 2013

$$T(z) = -\frac{A}{2k}z^2 + \frac{Q_s + Ah}{k}z + T_0$$

h és el gruix de la capa
 k és la conductivitat tèrmica
 T és la temperatura (en °K)
 A la producció de calor radiogènica
 T_0 la temperatura en superfície
 z la profunditat en metres
 Q_s és el flux de calor en superfície

A.4.4 Equacions per distribucions de temperatures en el mantell no convectiu. Per Dmitriev et al. (1975, 1977, 1986 i 1988)

$$T(r) = T_0 + T_1 th \frac{R-r}{\alpha}$$

R és el radi de la Terra
 r és el radi del punt
 T_0 és la temperatura (en °K) a la superfície
 T_1 és la temperatura (en °K) al centre de la Terra
 α és la variació de la temperatura en profunditat

$$\sigma = \sigma_{0m} \exp\left(-\frac{E_m}{kT}\right) + \sigma_{0i} \exp\left(-\frac{E_i}{kT}\right) + \sigma_{0c} \exp\left(-\frac{E_e}{2kT}\right)$$

On E_m , E_i i E_e són les energies d'activació a causa la conductància per impureses, iònica i electrònica respectivament.
 K és la constant de Boltzmann.

En aquesta equació els dos primers termes són vàlids solament dins els 400km.

Les dues anteriors equacions s'ajunten i, amb un poc de tractament algebraic, resulten en la següent expressió genèrica per a l'estimació de temperatures al mantell a partir de la conductivitat elèctrica σ .

$$\sigma(r) = \sigma_0(r) + \gamma_1 \exp \left[-\frac{\frac{E}{2kT_1} \left(1 - th \frac{R-r}{\alpha}\right)}{\frac{T_0}{T_1} + th \frac{R-r}{\alpha}} \right]$$

$$\sigma_0(r) = \begin{cases} \sigma_{01}, & 0 < R - r < 4km \\ \sigma_{02}, & 4 < R - r < 400km \end{cases}$$

A.4 COMPARACIÓ DEL FUNCIONAMENT DE LES DIFERENTS FUNCIONS D'ACTIVACIÓ EN LES DIFERENTS CAPES DE L'ANN

A la següent taula es mostra les diferències observades en els resultats a partir d'aplicar diferents funcions d'activació a les capes *hidden* i *output*.

		Capa output		
		Tansig	Logsig	Purelin
Capes hidden	Tansig	Resultat erroni: temperatures estimades iguals a 0	Resultat erroni: temperatures estimades iguals a 0	Resultat correcte
	Logsig	Resultat erroni: temperatures estimades iguals a 0	Resultat erroni: temperatures estimades iguals a 0	Resultat correcte
	Purelin	Molt mala estimació de les temperatures	Molt mala estimació de les temperatures	Resultat regular

El millor funcionament és quan s'aplica el *purelin* a la sortida, o sigui que la capa output no tingui una funció d'activació que modifiqui la variable d'entrada al node. (veure apartat 5.1)

A.5 RESULTATS DELS TESTINGS DE LES 9 ANN ENTRENADES

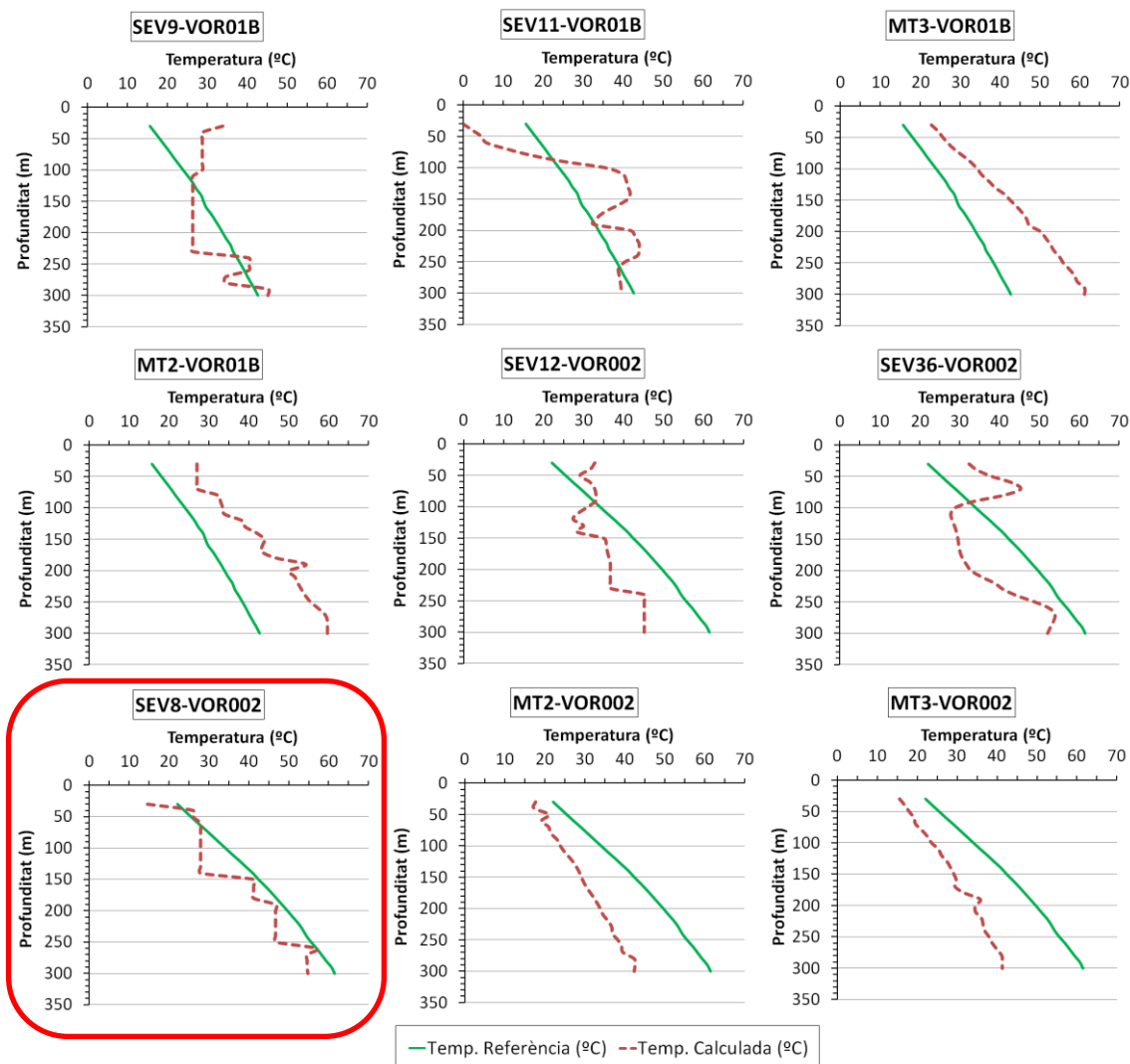


Figura 14: Perfils 1D de temperatures estimades i temperatures de referència dels testings de cada ANN per cada parella de perfils temperatura-resistivitat. En vermell, la parella escollida per a l'estimació de temperatures a partir del perfil 2D de resistivitats elèctriques.

A.6 RESULTATS AMB DIFERENTS LITOLOGIES

Tabla 7: Numeració de les parelles, codi corresponent a la numeració de la figura 15.

parella	numero	parella	numero
SEV9 vs VOR01AB	1	MT2 vs VOR002	8
SEV11 vs VOR01AB	2	MT3 vs VOR002	9
MT3 vs VOR01AB	3	P-15	10
MT2 vs VOR01AB	4	MT1'5 vs SG0002	11
SEV12 vs VOR002	5	MT12,5 vs VOR004	12
SEV36 vs VOR002	6	MT1 vs VOR003	13
SEV8 vs VOR002	7	SEV31 vs VOR004	14

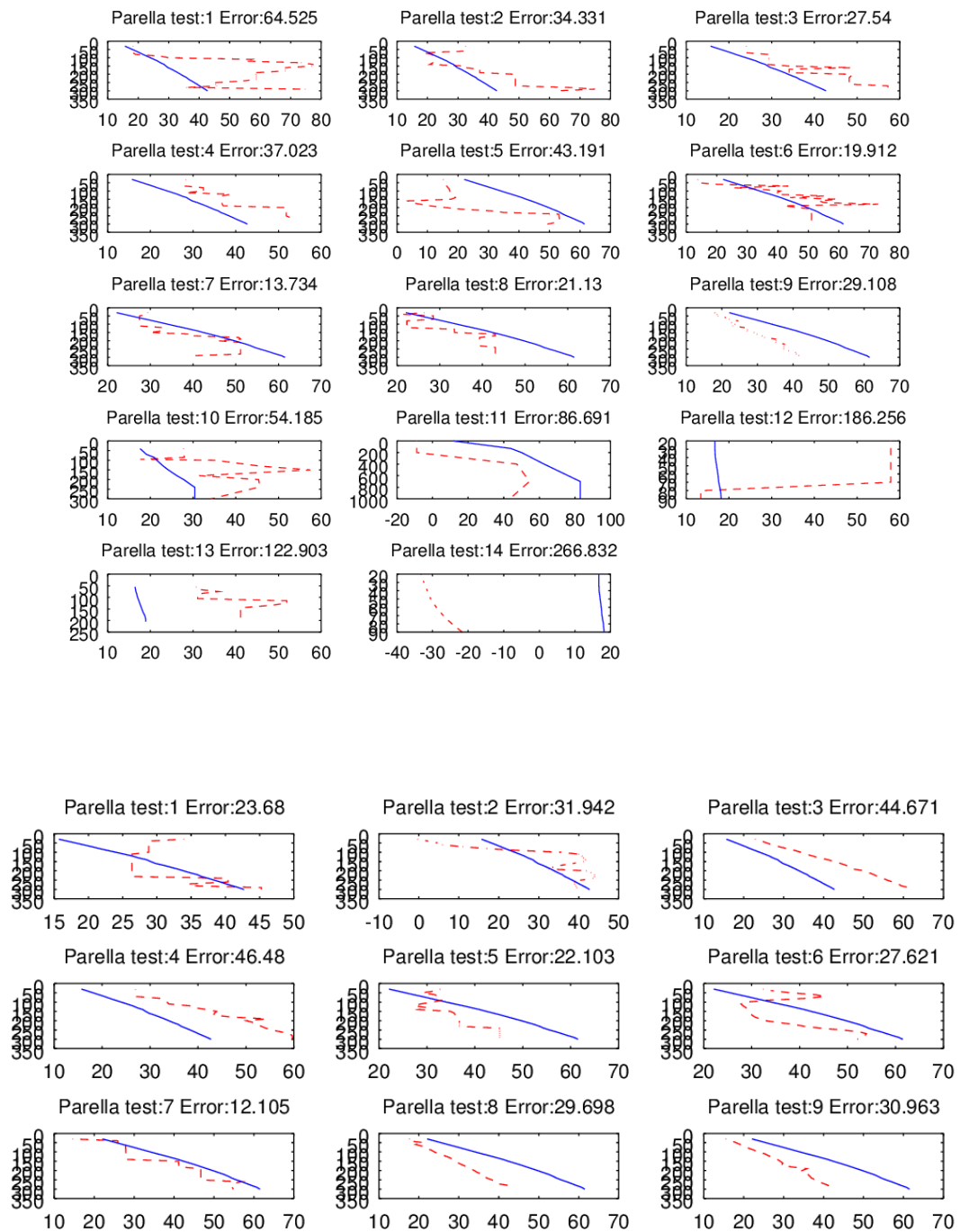


Figura 15: Gràfiques que obtenim directament del software desenvolupat. L'eix Y és la profunditat en metres i l'eix X la temperatura en °C. Les parelles estan numerades per ordre, on per damunt del num.9 són les parelles pertanyents a la litologia granítica. Podem observar les diferències entre l'estimació de temperatures al primer conjunt de gràfiques respecte al segon conjunt: en el primer cas s'han tingut en compte totes les parelles de totes les litologies i en el segon s'han descartat les parelles de litologies diferents, quedant-nos solament amb les parelles de la conca sedimentària.

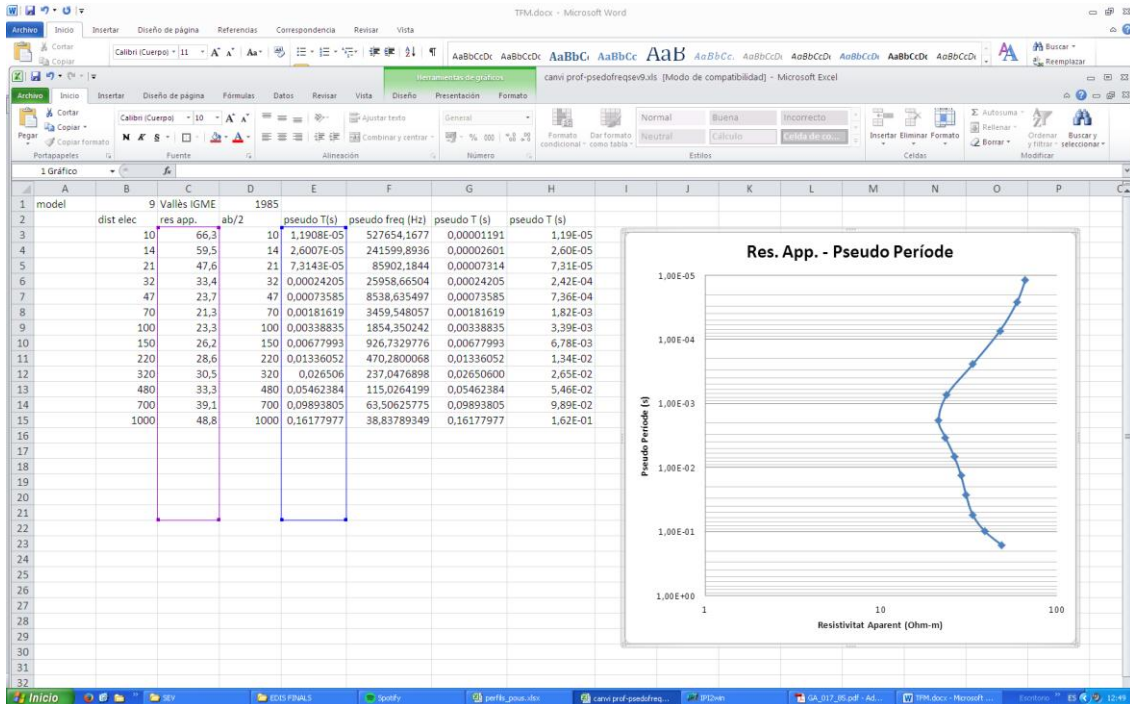
A.7 A L'HORA D'ESCOLLIR QUINES PARELLES “MT/SEV – Temperatura” TRIEM PER FER EL TRAINING DE L'ANN

Més que adequar cada perfil de resistivitats a cada perfil de temperatures, li **imposem** a cada perfil de conductivitats (MT i SEV) un perfil de temperatures de l'aigua del subsòl, encara que aquest sigui compartit per diferents MT *sites*: Això implica imposar un perfil de temperatures comú a tota una regió on hi hagin diferents MT *sites*. La imposició d'aquestes relacions van lligades a la proximitat entre MT/SEV i Pous; si un pou està envoltat de perfils amb resistivitats diferents, implica que **les variacions de resistivitats en aquella regió no impliquen un canvi en temperatura vora aquelles coordenades**, i per tant obliguem a l'ANN a tenir-ho en compte per les localitzacions pròximes: és un exemple de l'adaptabilitat de l'ANN a diferents situacions on la litologia juga un paper principal. O sigui, encara que pugui semblar inapropiat donar valors diferents de conductivitats per una mateixa temperatura, això forma part del procés d'aprenentatge de l'ANN, ja que li ensenyem a veure que en aquella zona certs canvis en la conductivitat no impliquen un canvi de temperatura, fet que diversifica més encara la capacitat d'adaptació de l'ANN a diferents casos.

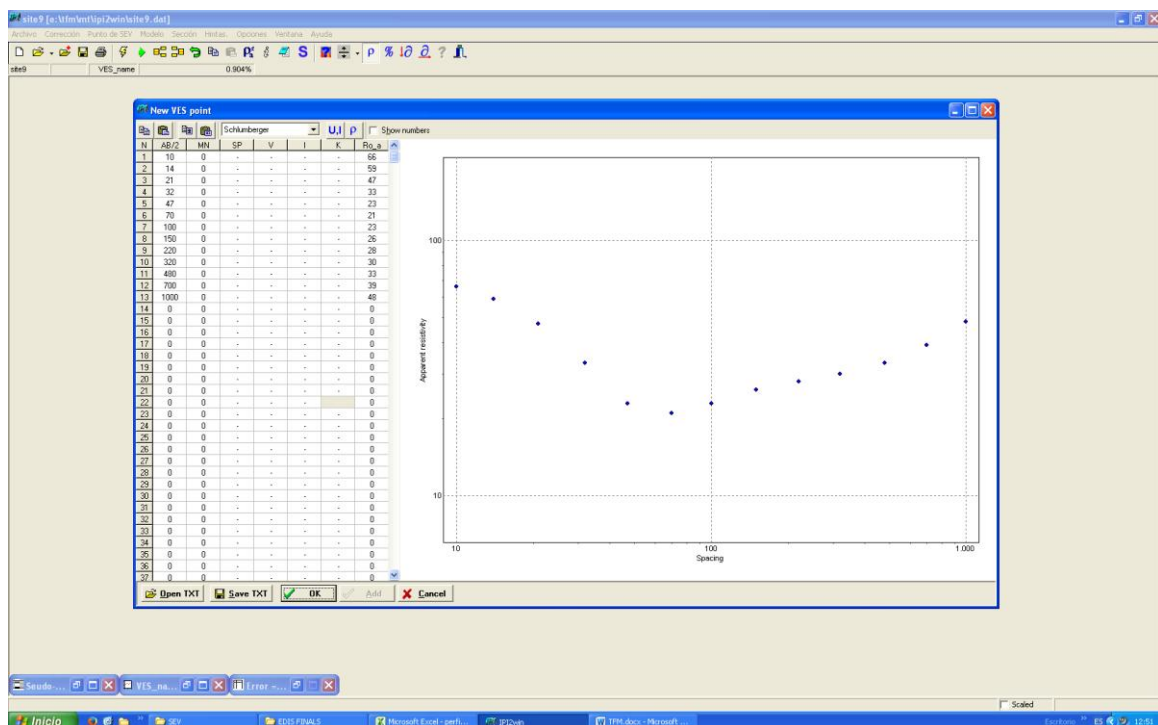
Lligat a això, val a dir que és molt important escollir com a input les coordenades dels emplaçaments MT/SEV en el nostre cas (o les coordenades del *sites* amb major nombre de mostres – Temperatura o conductivitats), perquè si li donem unes coordenades comunes (la del pou de Temperatura en el nostre cas) a diferents MT *sites* amb iguals temperatures, l'ANN no serà capaç d'atribuir el perfil de temperatures del Pou de la zona a totes les coordenades dels MT *sites* (ja que no les posarem), i perdrem diversitat en el *training* de l'ANN: quantes més coordenades tinguin un perfil comú de temperatures millor.

A.8 PROCEDIMENT AMB IPI2win: TRACTAMENT DE DADES SEV

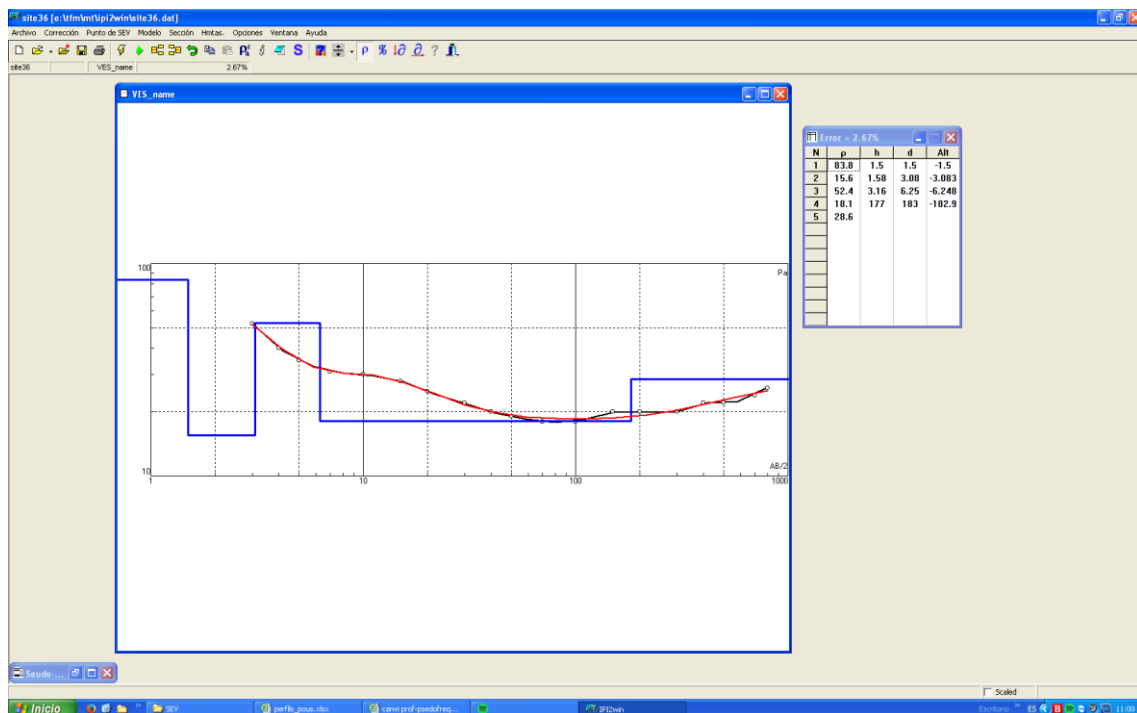
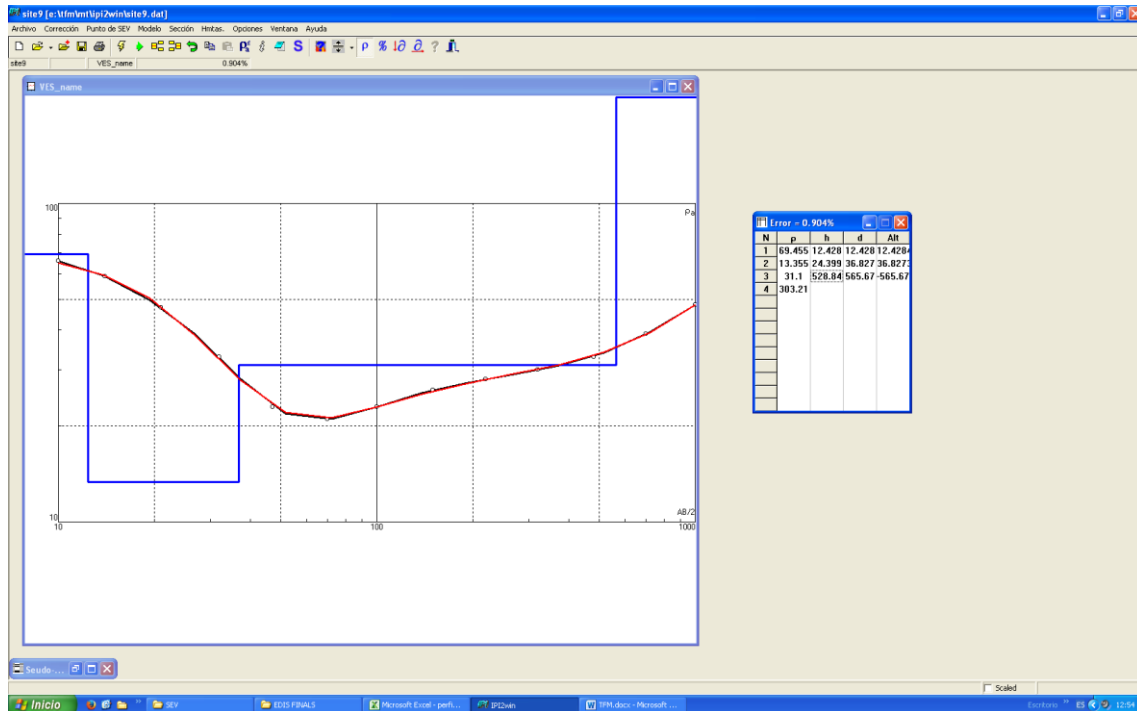
- 1) Les dades de cada estació SEV consten de diferent informació, com són la distància a l'elèctrode, la resistivitat aparent, la pseudo-freqüència, etc. D'aquestes només ens interessaran la distància a l'elèctrode (AB/2) i la resistivitat aparent.



- 2) Afegim aquestes dades a un tauler de càlcul del IPI2win manualment. El IPI2Win ens representa les dades.

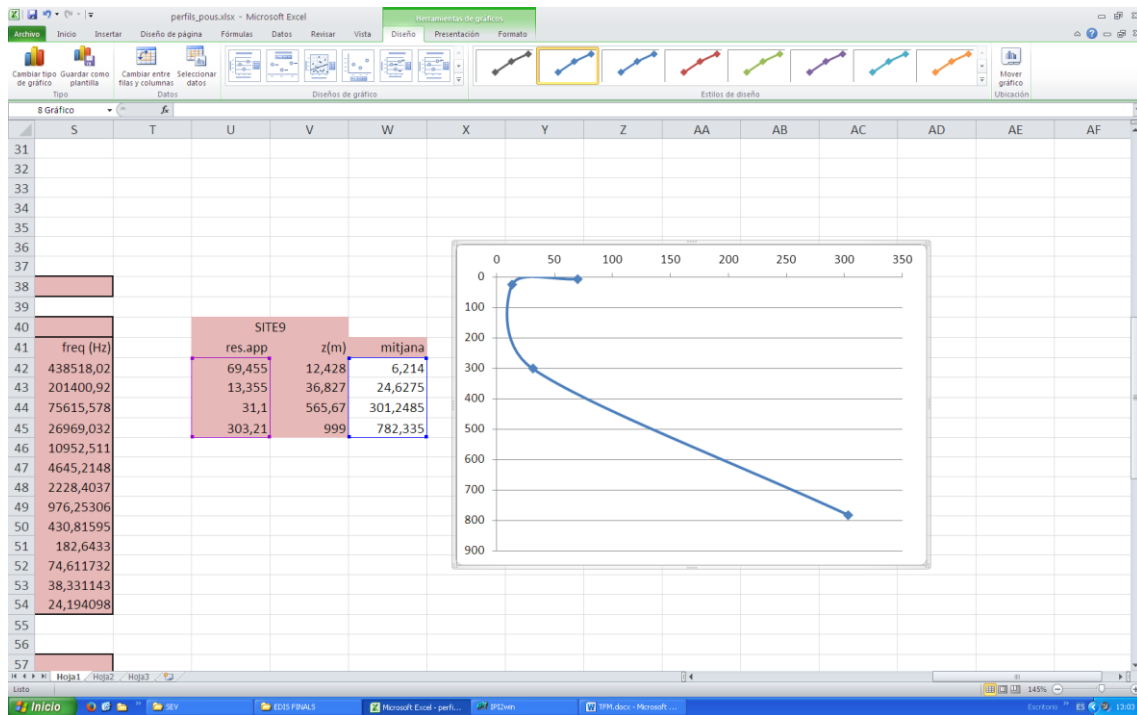


- 3) El programa ens fa la inversió de les dades permetent-nos passar de les distàncies vs. resistivitats aparents a profunditats vs. Resistivitats aparents: $AB/2$ vs. $\rho \rightarrow z(m) + \rho$



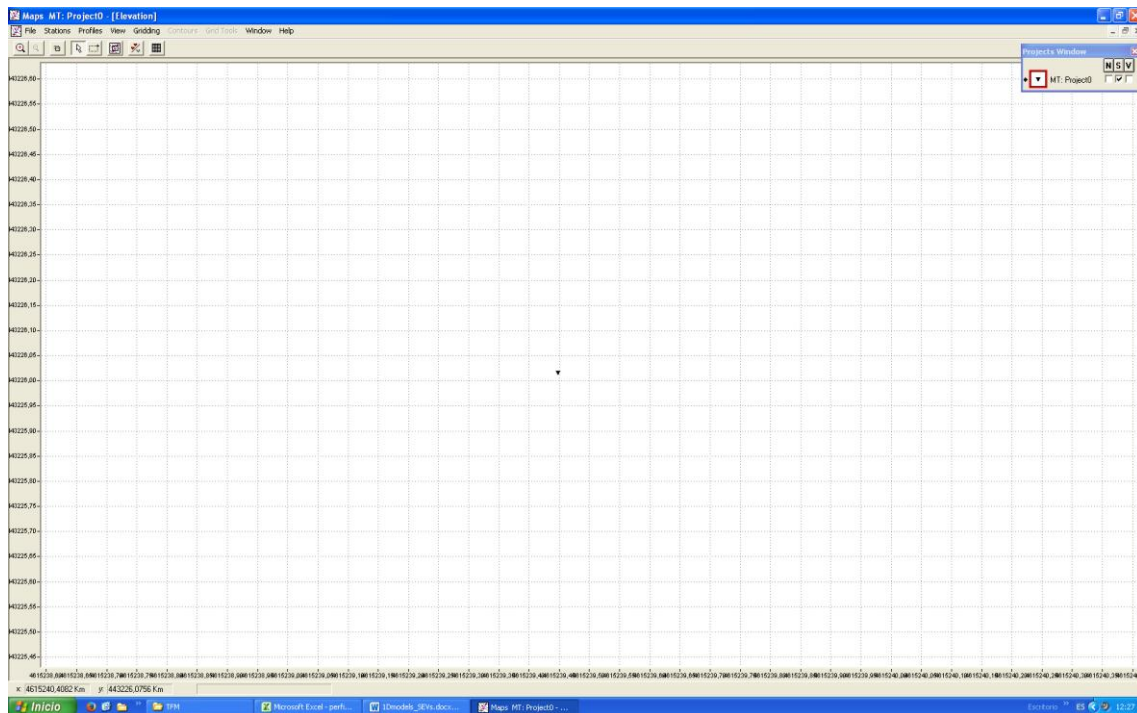
Ens proporciona una gràfica que adapta la resposta d'un model de conductivitats a la resposta que tenim nosaltres, creant-nos un perfil de capes amb diferents profunditats. A més, ens dona l'error relatiu del model creat.

- 4) Amb les dades numèriques que obtenim del IPI2win ja tenim el perfil 1D de resistivitats vs profunditats, les quals podem interpolar en Excel:



A.9 PROCEDIMENT AMB WINGLINK: TRACTAMENT DE DADES MT

- 1) Obrir el Winglink > New Database > New Project.
- 2) Es crea un Project amb una sola estació MT, introduint-hi les coordenades:



%%
%%

```
for j=1:N
    B=0;
    warning('\n\n***** Inici del Training %1.0f/%1.0f (parella %1.0f) \n', j,N, numtest(j));
    clear TestInp simOut
    clear TestOut TestOutimp
    clear simOutimp
    clear z zimp

    for i=1:N
        nom=strcat(num2str(num(i)),'.txt');
        F=fopen(nom);
        clear Data
        [Data,C]=fscanf(F,"%f\t%f\t%f\t%f\t%f", [5 Inf]); %Obtencio de l'accelerograma
        Data=Data';
        [R,C]=size(Data);

        if i==numtest(j)
            TestInp(:,1:R)=Data(:,1:end-1)';
            TestOut(:,1:R)=Data(:,end)';
            z=TestInp(3,:);
        else

            ValiInp(:,B+1:R+B)=Data(:,1:end-1)';
            ValiOut(:,B+1:R+B)=Data(:,end)';

            TrainingInp(:,B+1:R+B)=Data(:,1:end-1)';
            TrainingOut(:,B+1:R+B)=Data(:,end)';
            B=R+B;
        endif

        fclose(F);
        clear F
    endfor

    [mTrainInputN,cMeanInput,cStdInput]=prestd(TrainingInp);
    mMinMaxElements=min_max(mTrainInputN);
    MLPnet=newff(mMinMaxElements,[20 15 1],[G,G,Gout],"trainlm","","mse");
    saveMLPStruct(MLPnet,"MLP3test_provabona.txt");

    VV.P = ValiInp;
    VV.T = ValiOut;

    VV.P=trastd(VV.P,cMeanInput,cStdInput);

    [mTestInputN]=trastd(TestInp,cMeanInput,cStdInput);

    switch num(numtest(j))
    case 1
        [net1]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
        warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net1', j,N, num(numtest(j)));
        [simOut,simOutimp]=sim(net1,mTestInputN,n);
    case 2
        [net2]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
        warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net2', j,N, num(numtest(j)));
        [simOut,simOutimp]=sim(net2,mTestInputN,n);
    case 3
        [net3]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
        warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net3', j,N, num(numtest(j)));
        [simOut,simOutimp]=sim(net3,mTestInputN,n);
```

```

case 4
    [net4]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
    warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net4', j, N, num(numtest(j)));
    [simOut,simOutimp]=sim(net4,mTestInputN,n);
case 5
    [net5]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
    warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net5', j, N, num(numtest(j)));
    [simOut,simOutimp]=sim(net5,mTestInputN,n);
case 6
    [net6]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
    warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net6', j, N, num(numtest(j)));
    [simOut,simOutimp]=sim(net6,mTestInputN,n);
case 7
    [net7]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
    warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net7', j, N, num(numtest(j)));
    [simOut,simOutimp]=sim(net7,mTestInputN,n);
case 8
    [net8]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
    warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net8', j, N, num(numtest(j)));
    [simOut,simOutimp]=sim(net8,mTestInputN,n);
case 9
    [net9]=train(MLPnet,mTrainInputN,TrainingOut,[],[],VV);
    warning('***** OK Training %1.0f/%1.0f --> parella %1.0f\n***** net9', j, N, num(numtest(j)));
    [simOut,simOutimp]=sim(net9,mTestInputN,n);
endswitch

Err(j)=100*sum(abs(TestOut.-simOut)./TestOut)/length(simOut);

figure(1,"position",[150 100 1600 800])
subplot(5,3,num(numtest(j))),plot(simOut,z,'-r',TestOut,z,'-b'),title(strcat('Parella test: ',num2str(num(numtest(j))),
Error:',num2str(Err(j))),axis('ij');
% legend('Simulacio','Realitat',"location","south")
fprintf(H,'\n\n*** Test %1.0f/%1.0f (parella %1.0f) \n*** Error de %1.2f \n', [j;N; num(numtest(j)); Err(j)]);
fprintf(H,'%2f \t %1f \t %1f \n', [z; TestOut; simOut]);

if n!=1
    for i=1:(round(length(simOut)/n))
        k=(n*i)-(n-1);
%         simOutimp(i)=simOut(:,k);
        TestOutimp(i)=TestOut(:,k);
        zimp(i)=z(:,k);
    endfor
    Err_imp(j)=100*sum(abs(TestOutimp.-simOutimp)./TestOutimp)/length(simOutimp);

    figure(2,"position",[150 100 1600 800])
    subplot(5,3,num(numtest(j))),plot(simOutimp,zimp,'-r',TestOutimp,zimp,'-b'),title(strcat('Parella IMP:
',num2str(num(numtest(j))),' Error:',num2str(Err(j))),axis('ij');
    % legend('Simulacio','Realitat',"location","south")
    fprintf(H_imp,'\n\n*** Test %1.0f/%1.0f (parella %1.0f) \n*** Error de %1.2f \n', [j;N; num(numtest(j)); Err_imp(j)]);
    fprintf(H_imp,'%2f \t %1f \t %1f \n', [zimp; TestOutimp; simOutimp]);
endif

endfor

Error_final=median(Err);
printf("L'error mitja relatiu total= %2.3f \n", Error_final)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Escriptura fitxers:
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Escriptura d'errors:
fprintf(H, "\n----- L'error final es de %.2f -----", Error_final);
fclose(H);

%Escriptura de resultats:
nom_resultat = strcat('\icgc.local\dades\geofisica\06-GA_Projectes\Ruben\TFM\Resultats\resultats_',G,'-
',Gout,'_',num2str(n),'.png');
nom_comportament = strcat('\icgc.local\dades\geofisica\06-GA_Projectes\Ruben\TFM\Resultats\comportament_',G,'-
',Gout,num2str(n),'.png');
print(figure(1), nom_resultat)
print(figure(3), nom_comportament)

if n!=1
    Error_final_imp=median(Err_imp);
    printf("L'error mitja relatiu IMPARELL = %.23f \n", Error_final_imp)

    fprintf(H_imp, "\n----- L'error final Imparell es de %.2f -----", Error_final);
    fclose(H_imp);
    nom_resultat_imp = strcat('\icgc.local\dades\geofisica\06-
GA_Projectes\Ruben\TFM\Resultats\resultats_cada_',num2str(n),'_',G,'-',Gout,'.png');
    print(figure(2), nom_resultat_imp)
endif

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ESCOLLIM L'ANN QUE VOLEM
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
clear simOut

F2=fopen('\icgc.local\dades\geofisica\06-GA_Projectes\Ruben\TFM\Dades_2D.txt');
[Perfil2D,C]=fscanf(F2,"%f\t%f\t%f\t%f", [4 Inf]); %Obtencio de l'accelerograma
Perfil2D=Perfil2D';
[R,C]=size(Data);
TestInp2=Perfil2D(:,1:end);

[mTestInputN2]=trastd(TestInp2,cMeanInput,cStdInput);

net_nombre=menu("Escull l'ANN per a l'estimació de temperatures del perfil 2D",
{'net1','net2','net3','net4','net5','net6','net7','net8','net9'});

switch net_nombre
case 1
    warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
    [simOut1,simOut2]=sim(net1,mTestInputN2,n);
case 2
    warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
    [simOut1,simOut2]=sim(net2,mTestInputN2,n);
case 3
    warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
    [simOut1,simOut2]=sim(net3,mTestInputN2,n);
case 4
    warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
    [simOut1,simOut2]=sim(net4,mTestInputN2,n);
case 5
```

```
warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
[simOut1,simOut2]=sim(net5,mTestInputN2,n);
case 6
warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
[simOut1,simOut2]=sim(net6,mTestInputN2,n);
case 7
warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
[simOut1,simOut2]=sim(net7,mTestInputN2,n);
case 8
warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
[simOut1,simOut2]=sim(net8,mTestInputN2,n);
case 9
warning('##### Estimacio perfil 2D amb ANN de la parella %1.0f', net_nombre);
[simOut1,simOut2]=sim(net9,mTestInputN2,n);
endswitch

% Perfil 2D
TestInp2(3,:)=581.65.-TestInp2(3,:); % canviar si es un altre arxiu !!
H2=fopen(strcat('\icgc.local\dades\geofisica\06-
GA_Projectes\Ruben\TFM\Resultats\Resultat_2D_parella',num2str(net_nombre),'.txt'),'w');
fprintf(H2,'RESULTATS DEL PERFIL 2D - parella %1.0f \n X \t Y \t Z \t rho(Ohm.m) \t T(C)\n', net_nombre);
fprintf(H2,'%2f \t %2f \t %2f \t %1f \t %1f \n', [TestInp2;simOut1]);
fclose(H2);

if n!=1
for i=1:(round(length(simOut1)/n))
k=(n*i)-(n-1);
TestInp2_imp(:,i)=TestInp2(:,k);
endfor
H_imp2D=fopen(strcat('\icgc.local\dades\geofisica\06-
GA_Projectes\Ruben\TFM\Resultats\Resultat_2D_parella',num2str(net_nombre),'_imparell.txt'),'w');
fprintf(H_imp2D,'RESULTATS DEL PERFIL 2D - parella %1.0f **** IMPARELL ****\n X \t Y \t Z \t rho(Ohm.m) \t T(C)\n',
net_nombre);
fprintf(H_imp2D,'%2f \t %2f \t %2f \t %1f \t %1f \n', [TestInp2_imp;simOut2]);
fclose(H_imp2D);
endif

disp(' ~~~~~ ESTIMACIO DE TEMPERATURES CORRECTE ~~~~~');
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```


ABSTRACT

An *Artificial Neural Network* (ANN) is applied in order to estimate the underground temperature values in the Vallès Basin, Catalunya. The present work aims to be a first contact in the application of this kind of computational tool for geothermal characterization in Catalunya, taking related previous works in other regions as a reference.

The zone is characterized by the presence of a granitic basin, filled with Neogene sedimentary materials, which thickness varies from 500m to 1250m from NW to SE. A fault (falla del Vallès) emerges to the surface at the NW side, just next to the surface emergence of the granitic basin (Serralada Prelitoral).

The temperature estimation is carried out from the join of temperature and magnetotelluric (MT) data – concretely the electrical resistivity of sedimentary and basin materials – which is taken from previous studies of the region by Institut Cartogràfic i Geològic de Catalunya (ICGC). The resistivity data consists in 1D vertical profiles (SEV and MT sites) and a 2D profile that crosses the fault and the basin from NW to SE. Currently, as it doesn't exist a reliable mathematical relationship between the rock's electrical resistivity and its temperature, the ANN usually represents a useful tool as it works with the recognition of temperature-resistivity structural patterns.

The ANN application begins defining the ANN structure, which consists in connected layers of nodes (or neurons). The input data of each point goes through this ANN structure and is modified to give in the final output layer the point's estimated temperature. The input data consists in the geographical coordinates of each point (x , y , z) and its electrical resistivity (ρ). The calibration of the ANN internal parameters is carried out by a feed-forward back propagation (FF-BP) *training* procedure, achieving those ANN connection parameters that minimize the error between the estimated and the reference temperature. This *training* is carried out matching up 1D temperature and resistivity profiles with similar geological characteristics. Finally, a *testing* is done with that temperature-resistivity data which was not used in the *training* process. The *testing* shows the final behavior of the ANN and its error at predicting temperatures from MT data. This whole process is repeated switching the data used for the *testing*, building for each *test* a different ANN. The best ANN is then selected to follow with the 2D temperature estimation from the 2D electrical resistivity profile.

The resulting ANN has used 2 temperature boreholes and 7 SEV/MT sites. During its *testing*, the ANN gives a 12.1% error for the temperature estimation and the predicted 1D temperature profile shows an acceptable behavior, following the gradient and the values of the reference temperature. The final 2D temperature profile obtained from 2D MT data is able to distinguish the main underground structures of the studied area and provides a temperature range from 32°C to 68°C. Although these results have been extrapolated from the input data because they are below the maximum 300m depth for which the ANN was initially trained, it is concluded that a proper ANN method have been implemented. The software developed can be a good first approach for geothermal characterization in future works, worth of being carried out if the propitious previous data and conditions are present.