

Neuronové síť

1. Úvod	1
2. Význam umělých neuronových sítí	2
3. Biologické základy	2
3.1 Synapse	5
3.2 Paměti	6
4. Model neuronu	6
4.1 Vlastnosti umělých neuronů	7
5. Historie umělých neuronů	8
6. Problematika neuronových sítí	8
6.1 Neuronové síť	9
6.2 Topologie	9
6.3 Učení	9
Literatura	10

1. Úvod

V posledních desítkách let prudce vzrostl zájem o obor výpočtů pomocí neuronových sítí. Tento zájem je podpořen požadavky výpočtů algoritmů, které klasická výpočetní technika není schopna řešit. Podnětem k vytváření umělých neuronových sítí je výskyt menších živočichů, kteří pomocí neuronů dovedou řešit velmi složité úlohy, i které jsou problémem pro velké výpočetní systémy, v reálném čase. Pro řešení jim nevadí vstupní šum a mohou zpracovávat i úlohy s vysokou redundancí dat na vstupu ve stále se vyvíjejícím se světě. Vývoj těchto přírodních neuronových systémů byl u živočichů dán nutností boje o přežití v přírodě.

Přesný algoritmus práce přírodních neuronových systémů není doposud znám. Přesto experimentální výsledky na modelech těchto systémů dávají dnes velmi slibné výsledky. Tyto systémy, včetně umělých, dovedou zpracovat velké množství údajů. Ale stav umělých sítí není zdaleka na takové úrovni. Přesto dnes lze například z praktických využití jmenovat rozpoznávání psaného písma, rozpoznávání lidských tváří a řízení vozidla.

U umělých sítí je snaha napodobovat strukturu a činnost mozku, protože dokáže

- Zjednodušovat
- Zobecňovat
- Používat obecné pro konkrétní úlohy.

Podstatou myšlení je vnitřní informační systém člověka. Lze ho charakterizovat následujícími axiomy

- Myšlení je nejvyšší známá funkce našeho vlastního informačního systému a je hlavním prostředkem pro zajištění naší existence
- Existence a správná funkce vhodného informačního systému je nutnou, i když ne postačující, podmínkou existence, přežití a rozvoje každé reálně existující soustavy, ať již biologické, technické, ekonomické nebo společenské.

- Příslušná soustava musí být schopna přijaté informace zpracovávat a využívat svým informačním systémem.
- Porušení těchto teorémů vede nutně dříve či později k selhání funkce a posléze k zániku příslušné soustavy.

2. Význam umělých neuronových sítí

Informační technologie založené na využití umělých neuronových sítí jsou pevnou součástí moderní informatiky.

Přesto moderní neuronové informační technologie nejsou všelékem k řešení všech problémů. Jejich výhoda se projevuje zejména při řešení **nepřesných algoritmů**, kde **není kompletní** sada algoritmů pro řešení nebo kde jsou algoritmy **příliš složité** pro matematické formulace problému – řešení je přibližné, nepřesné a zjednodušené.

Naopak umělé neuronové sítě (dále UNS) nemají uplatnění v účetnictví, konkrétních exaktních výpočtech a pod.

Hlavní trendy rozvoje UNS jsou v oblastech

- modelování funkce IS živých organismů
- modely UNS
- výzkumu procesu učení, testování a adaptivity
- optimalizace topologie
- predikce časových řad (v energetice, finančnictví, vojenství, atd.)
- analýza vícerozměrných a složitých signálů
- komprese a kódování
- adaptivní řízení složitých systémů
- systémy pro rozhodování.

Při výzkumu neuronových sítí se uplatňují dva přístupy

- analytický
- syntetický

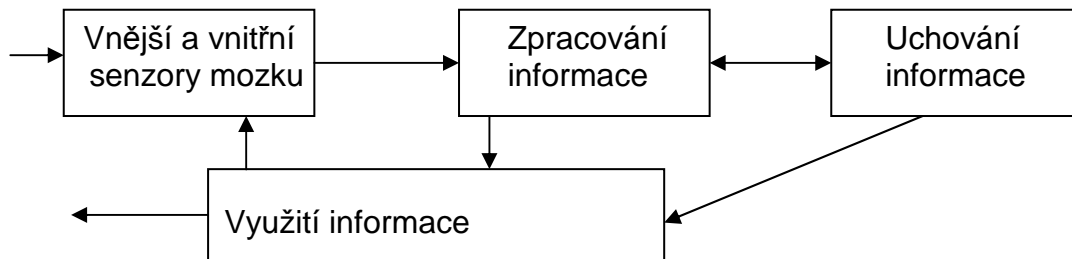
Analytický přístup zkoumá reálný svět a nachází modely funkcí a metody jejich simulace.(např. funkce paměti, spánku). Výsledkem je i zjištění stupně přiblížení skutečnosti a citlivosti na změny parametrů.

Syntetický přístup je typický pro praktické aplikace UNS. Zjišťuje jak nejrychleji navrhnout strukturu UNS schopné plnit zadané požadavky, jak i fyzicky realizovat a využívat.

Pro zpracování informací je potřeba mít k dispozici databázi dříve uložených informací.

3. Biologické základy

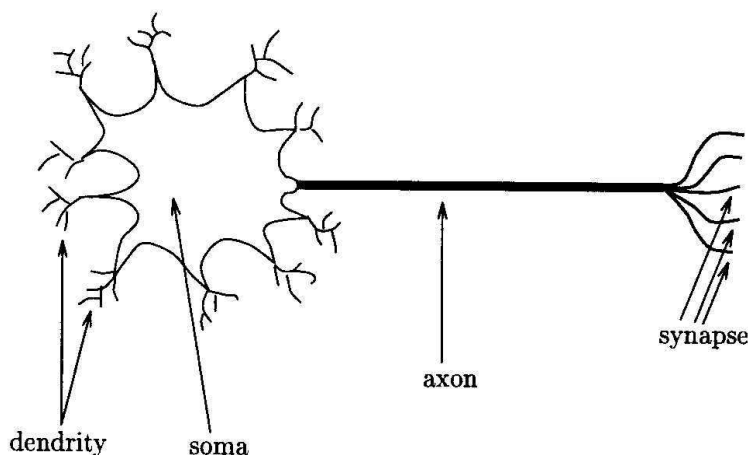
Jedním z hlavních podnětů k rozvoji neuronových sítí byl zájem člověka zjistit funkci lidského mozku. Vlastnosti mozku se staly podkladem k vytváření teorií pro umělé neuronové sítě. Je to také důvod k neustálému studiu této problematiky. K popisu umělých neuronových sítí je tedy dobré si osvojit základy činnosti a biologické struktury mozku.



Obr. 3.1 Hrubé blokové schéma mozku

Mozek se skládá z velkého množství druhů specializovaných buněk a subbuněčných organismů, které jsou vzájemně propojeny a u nichž se neustále vyvíjí jak jejich struktura, tak i jejich vzájemné vztahy. Nejdůležitější z nich jsou **neurony**. Jsou to buňky specializované **na přenos, zpracování a uchování informací**. Těchto neuronů je v mozku **40-100 miliard**. Je jich několik druhů a jsou navzájem **propojeny** do velmi složitých **neuronových sítí**. Udává se, že na každý neuron připadá v průměru **10 až 100 tisíc spojení s jinými neurony**, což odpovídá řádově 10^{14} až 10^{16} celkové informační mohutnosti lidského mozku. Pojem informační mohutnost určuje složitost a funkční dokonalost vzájemného propojení neuronových sítí a schopnost jejich adaptivity.

Biologický neuron se skládá z těla neboli **somy**, které je velké jen několik mikrometrů, a z něhož vybíhá několik **tisíc výběžků - dendritů**, které tvoří vstupy neuronu a dále jedno vlákno - **axon**, které **tvoří výstup** neuronu. Axon může, na rozdíl od dendritů, které jsou dlouhé pouze několik milimetrů, nabývat délky až okolo **60 cm**. Konec axonu se větví na tzv. **synapse (stykové jednotky)**, které přiléhají na dendrity jiných neuronů a tím tvoří vlastní styk jednotlivých neuronů. Synapse jsou jedním z nejdůležitějších prvků ve stavbě mozku i ve struktuře jednotlivých neuronů. Během života neustále **vznikají nové synaptické spoje**. Jejich počet je závislý na procesu učení organismu.

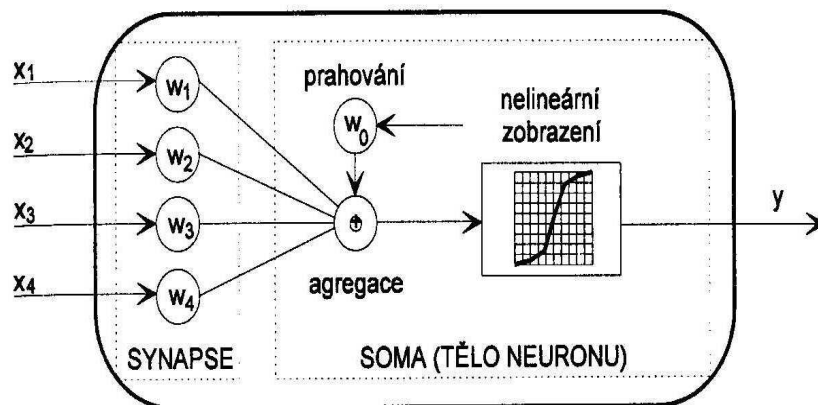


Obr. 3.2 Biologický neuron

Jednotlivé neurony jsou mezi sebou propojeny do velmi složitých neuronových sítí. Mozek lze chápat jako složitou soustavu různých neuronových sítí. Předpokládáme-li, že na jeden neuron připadá až 100 000 spojení s jinými neurony má mozek asi 10 trilionů spojení (10^{16}). Mezi nejvýznamnější části mozku patří neocortex. Je to jedna ze tří částí cortexu, neboli kůry mozkové (neocortex je jeho největší část - 95 % celého cortexu). Zde vytváří neurony vrstevnatou strukturu. Tato struktura umožňuje uskutečňovat náročnější operace nebo paralelní přenos informace. Je známo šest vrstev neocortexu, ve kterých jsou neurony uspořádány do navzájem podobných sloupců propojených příčnými vazbami.

V lidském mozku je průměrně 2 - 3 miliony neuronů na 1 mm^3 . Denně jich zahyne asi 10000. Přestože se odumřelé neurony neobnovují, udává se, že za 75 let života odumře asi jen 0,2 až 0,5 % celkového počtu neuronů.

Funkcí biologického neuronu je shromáždit elementární informace ze vstupů, čili z výstupů určitých s ním spojených neuronů, zpracovat je a poslat na svůj výstup. Obecně může mít neuron více výstupů (axonové vlákno je na svém konci rozvětveno), přesto se informace zpracovaná neuronem nedělí, což znamená, že každý výstup přenáší stejnou informaci. Schéma funkce takového neuronu můžeme znázornit následovně:



Obr. 3.3 Blokové schéma matematického modelu neuronu

kde x_1 až x_N jsou vstupní signály z N spolupracujících neuronů, Σ je sumační funkce, f je obecně nelineární přenosová funkce, y je výstupní signál a w_i jsou váhové činitele reprezentující působení jednotlivých synapsí. Tento model neuronu uvedli již v roce 1943 pánové McCulloch a Pitts a jeho činnost vyjádřili vztahem:

$$y = f \left(\sum_{i=1}^N w_i x_i \right) \quad (1)$$

Velký význam při zpracování informace v neuronu má jeho **membrána** (10 až 30nm), která se skládá ze dvou vrstev molekul - **lipidů**. Mezi těmito vrstvami jsou bílkovinné vnitromembránové proteiny, které tvoří tzv. **iontové pumpy**. Existují dva druhy membrán a to vodivá a transmisní. Vodivá membrána je rozprostřena po povrchu axonu. Tato membrána (čili i celý axon) je trvale polarizovaná. V klidovém stavu je rozdíl elektrického potenciálu mezi jejím vnitřkem (-) a vnějškem (+) asi 70 mV. Je to

způsobeno přečerpáváním kladných iontů Na^+ na povrch membrány a záporných iontů K^- do vnitřní vrstvy. **Vodivá membrána**, která pokrývá celý axon, je schopna se při zvýšení elektrického potenciálu uvnitř somatu neuronu nad určitou prahovou úroveň depolarizovat. Tak se vytvoří elektrický impuls šířící se po axonu jako potenciálová vlna (vzruch) rychlostí až do 120 metrů za sekundu. Zajímavé je, že při šíření nedochází ke snižování amplitudy impulsu. Jakmile tato vlna dorazí k synapsi, uvolní v místě jejich styku s dendrity tzv. chemické přenašeče, které způsobí lokální změnu polarizace transmisní membrány. **Transmisní membrána** pokrývá zbývající část neuronu, což jsou soma a dendrity. Tím přenesený impuls vyvolá opět potenciálovou vlnu, která se šíří dendrity až k somatu neuronu. Takto se v neuronu může šířit celá skupina potenciálových vln získaných od různých neuronů. Potenciálové vlny se navzájem sčítají nebo odčítají (tj. působí polarizačně nebo depolarizačně) v závislosti na druhu **synapsí**, které mohou být buď **excitační** (vzrušivé) nebo **inhibiční** (tlumivé). Soma následného neuronu pak reaguje podle jejich výsledného působení.

Neuron je aktivován, jestliže souhrn vstupních podnětů překročí jistou prahovou úroveň. Pokud prahovou úroveň označíme μ , můžeme vztah (1) nahradit vztahem:

$$y = f \left(\sum_{i=1}^N w_i x_i - \mu \right) \quad (2)$$

Překročením této úrovně dojde k depolarizaci těla a k vyslání vzruchu. Pak se membránový potenciál vrátí skokem na původní úroveň. **Po nějakou dobu není neuron citlivý na žádné podněty**. Po uplynutí této doby se začne potenciál opět přibližovat prahové hodnotě. Tento děj se neustále opakuje. Tím neuron začne generovat celý sled impulsů. Jeho obvyklá frekvence je **asi 250 až 1250** impulsů za sekundu a to podle toho, o kolik je překročena prahová hodnota. Obecně prahová úroveň nemusí být v čase konstantní. Tato úroveň by měla být závislá na velikosti působících signálů, na čase a na řadě dalších vlivů. Přesto je u většiny modelů považována za konstantní.

Informace je tedy přenášena frekvenční modulací posloupností impulsů. Amplituda a tvar impulsů se mění jen nepatrně, avšak výrazně se mění jejich frekvence. Informace může být nesena také změnou rychlosti šíření vzruchu, která se mění v rozpětí od 0,5 do 2 m/s.

V neuronových sítích mají signály zejména charakter sledu impulsů. Tyto impulsy také výrazně mění frekvenci, rychlost šíření (do 2m/s) a také mohou měnit amplitudu a tvar. Signály procházející podél axonů mají výraznou frekvenční modulaci. Kapacita axonu je pro požadované množství informací nedostatečná, a tak se přenos děje paralelně. Přenesený signál se v postsynaptické části regeneruje, a tak se signál dál šíří nezkreslený.

3.1 Synapse

Informace se v neuronu zpracovává především v somatu. Zpracovanou informaci přenáší axon na výkonný orgán nebo na jiný vstup ji přenášejí synapse. Činnost synapsí je tedy pro funkci zásadní.

Synapse působí nejen jako mezineuronová rozhraní, ale také přispívají na vytváření paměťových stop. Na funkci neuronu má tedy vliv topologie synapsí (tj. vzájemné propojení mezi vstupními a výstupními branami, obvykle popisované řídkou maticí),

přenosové vlastnosti (předávání množství z přijaté informace je proměnné s časem, frekvencí a je charakterizováno váhovými koeficienty synaptické plasticity), funkční vlastnosti (pamatování - možnosti změn koeficientů s procesem učení) atd.

Synapse mohou být

- chemické
- elektrické
- mechanické

Chemické synapse jsou velmi složité a zajišťují přenos po větších kvantech. Dělíme podle kvality působení podnětu na polarizaci postsynaptické membrány na

- **excitační** - podněty, které působí excitačně způsobují depolarizaci membrány, tj. snižují její práh dráždivosti (membrána se stává citlivější na podněty)
- **inhibiční** - zvyšují práh dráždivosti - způsobují hyperpolarizaci

Elektrické synapse zajišťují přenos pomocí iontů a představují přenos informace pomocí elementů - bitů.

Mechanické synapse zajišťují přenos přímo stykem membrán.

3.2 Paměti

V lidském mozku se uplatňují 3 zásadní druhy paměťových mechanismů.

- **krátkodobá paměť** se uskutečňuje **cirkulací** vzruchů po uzavřených okruzích neuronů
- **střednědobá paměť** je uskutečňována tak, že při několikanásobném průchodu vzruchu přes některé synapse v neuronových obvodech (zúčastněných pro krátkodobou paměť) se v těchto synapsích vytváří **ribonukleová kyselina**. Ta představuje stopy delší existence
- **dlouhodobá paměť** je uskutečňována otiskem struktur molekul těchto kyselin do bílkovinných struktur v jádře neuronu.

4. Model neuronu

McCullochův a Pittsův model neuronu byl prvním formálním modelem neuronu, který byl použit pro modelování jak biologického, tak i umělého neuronu. Byl nazván **binárním prahovým neuronem**. Tento model má pevný počet vstupů a neměnnou prahovou hodnotu. Do neuronu přichází vzruchy jako binární hodnoty. A to 0 pokud nepřichází vzruch a 1 pokud přichází vzruch. Jelikož každá synapse je buď excitační nebo inhibiční, pak v případě, že přichází vzruch, **excitační spoj přispívá +1 a inhibiční -1**. Působení vzruchů se v neuronu sčítá. Pokud součet dosáhne alespoň prahové hodnoty μ , neuron na výstupu reaguje hodnotou 1, jinak hodnotou 0. Toto lze formálně zapsat:

$$x_i(t+1) = \text{sgn} \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} x_j - \mu_i \right) \quad (3)$$

kde funkce sgn je odvozena od matematické funkce signum, která nabývá hodnot $+1$ a -1 . Pro sgn platí

$$\text{sgn}(a) = \begin{cases} 1, & \text{pro } a \geq 0 \\ 0, & \text{pro } a < 0, \end{cases} \quad (4)$$

kde $x_i(t+1)$ je stav i -tého neuronu v čase $t+1$, w_{ij} je synaptická váha vstupu z j -tého do i -tého neuronu (excitační $+1$, inhibiční -1), μ_i je prahová hodnota pro i -tý neuron.

Binární prahový neuron dokáže provádět jenom jednoduché logické funkce. Pokud ale sestavíme z těchto neuronů vhodnou síť, můžeme řešit i složitější logické funkce. McCulloch a Pitts dokázali, že synchronní pole těchto neuronů je schopno provádět libovolné výpočty. Neexistuje však obecný algoritmus pro určení topologie takové sítě ani pro stanovení prahových hodnot zúčastněných neuronů. Nelze uvažovat ani o robustnosti této sítě vzhledem k výpadku některých neuronů. Dále tyto neurony dávají odpověď skokovou a ne spojitou, jako to je u neuronů biologických, produkují jen jednu úroveň výstupu a ne sled pulsů a neprovádí lineární součet vstupů. Pro tyto vlastnosti se model McCullochovy a Pittsovy sítě příliš vzdaluje od skutečného biologického modelu. Tyto důvody a skutečnost, že se tento neuron nedal pro svou jednoduchost v mnoha případech použít, vedlo k hledání vhodnějších modelů. Nejdůležitějším z nich se stal perceptron.

4.1 Vlastnosti umělých neuronů

Na funkci neuronu mají vliv

- topologie synapsí – propojení, matice
- přenosové vlastnosti – vliv vah synapsí a prahování signálu
- přenosová funkce – lineární, nelineární, skoková
- funkční vlastnosti – pamatování, změna koeficientů učení, potlačení učení

Popis jednotlivých částí neuronů

- Synapse
 - Zásadní pro činnost neuronů
 - Vytváří mezineuronové rozhraní
 - Vytváří paměťové elementy, funkce – učí se na základě informací přicházejících z okolních neuronů
 - Hrubá aproximace skutečných synapsí
 - Spojitě adaptují své hodnoty a ukládají získané zkušenosti
 - Hodnoty w_i lze vyjádřit reálným číslem
- Soma
 - Zpracovává informaci
 - Obsahuje 3 základní operace
 - Agregace (sčítání vstupů – sloučení signálů z dendritů)
 - Práhování - aktivace neuronu při minimální hodnotě vstupu
 - Nelineární zpracování – funkce – tvorba výstupu

5. Historie umělých neuronů

Člověk si otázky týkající se podstaty myšlení, struktury a funkce mozku kladl od pradávna, vždy jakmile mu to jen trochu umožnilo řešení úkolů spojených se zajišťováním holé existence. Odpovědi, které na uvedené otázky nalézal, odpovídaly pochopitelně celkovému stavu jeho vědomí. Jejich kvalita se proto v průběhu historie lidstva silně měnila.

$$y = g \left(\sum_{i=1}^N w_i x_i - \mu \right), \quad (5)$$

Cílevědomý rozvoj teorie myšlení začal přibližně již před 350-ti lety . Od této doby se lidé mnohokrát pokoušeli vysvětlit princip myšlení.

Základy teorie myšlení položili pánové McCulloch a Pitts v roce 1943, když postavili první model neuronu, který je po nich nazván. Následujících patnáct let se intenzivně pracovalo na sítích s prahovými neurony, a bylo dokázáno, že jsou schopné provádět libovolný algoritmus. V roce 1949 pan Hebb vyslovil na základě pozorování biologických neuronů své pravidlo (v anglické literatuře Hebb learning rule), že synaptické spojení mezi dvěma, ve stejnou chvíli aktivovanými neurony, se posiluje.

Kolem roku 1960 vypracoval Frank Rosenblatt (spolu se svými spolupracovníky) nový model neuronu nazvaný *perceptron*. Pro jednovrstevnou síť perceptronů dokonce dokázali stanovit učící algoritmus a dokázat jeho konvergenci. Bohužel pro teorii neuronových sítí v roce 1969 pánové Minsky a Papert dokázali, že jednovrstevná síť perceptronů nedokáže řešit ani jednoduchý problém, jako je logická funkce XOR. Rosenblatt sice věděl, že vícevrstvé sítě jsou schopny jakýchkoliv výpočtů včetně XOR problému, ale nenašel pro ně učící algoritmus. Proto financování tohoto výzkumu bylo zastaveno na příštích asi dvacet let.

Prudký vývoj v oblasti neuronových sítí po roce 1985 navázal v podstatě tam, kde byl před 20-ti lety zastaven. Algoritmus učení vícevrstevných sítí, nezbytný pro další vývoj, známý jako *back-propagation* (zpětné šíření chyby), poprvé objevil pan Werbos v roce 1974 a znovu byl nezávisle objeven v roce 1985 pány Rumelhartem, Hintonem a Williamsem a také panem Parkerem. Ačkoliv *back-propagation* není ještě ideálním obecným algoritmem pro učení neuronových sítí, mimo jiné proto, že zcela jistě není tím algoritmem, které k učení používají biologické sítě neuronů, dokáže však řešit mnoho problémů (např. XOR), které jednovrstevné perceptrony nedokážou vyřešit. Většina současného výzkumu je zaměřena na *back-propagation* a jeho rozšíření.

6. Problematika neuronových sítí

Teorie neuronových sítí je nezbytná k poznávání struktury mozku i pro realizaci umělých neuronových sítí. Simulace neuronových sítí lze provádět na počítačích, pomocí elektronických, optických, optoelektronických a molekulárně- elektronických prvků.

Základní problematikou neuronových sítí je

- jejich modelování
- otázky učení neuronových sítí
- charakteristiky základních teoretických druhů neuronových sítí

6.1 Neuronové síť

Neuronovou sítí nazýváme takovou strukturu, která slouží pro **rozprostřené paralelní** zpracování informací, která se skládá z velmi vysokého počtu N výkonných prvků. Každý výkonný **prvek** může **současně přijímat** libovolný konečný počet **různých** vstupních informací a po jejich zpracování **předávat shodné** informace na konečný počet výstupů. **Transformace** vstupního signálu na výstupní se děje podle **přenosové funkce**. Na výstup má vliv i **lokální paměť**, které je reprezentována hodnotami váhových koeficientů u jednotlivých vstupů.

6.2 Topologie

Topologie neuronové sítě je určena jejím **grafem**, jehož jednotlivé **uzly** odpovídají výkonným prvkům a **hrany** grafu spojují mezi jednotlivými výkonnými prvky.

Vzhledem k složitosti geometrické struktury sítě, lze některé výkonné prvky sdružovat podle shodných vlastností na úseky, které pak tvoří základní neuronovou síť. Tyto úseky mohou být:

- **vstupní vrstva** (input layer neboli input slab). Tato vrstva (úsek) je tvořena výkonnými prvky, které dostávají na svém vstupu jedinou složku x_i vstupního vektoru X přicházejícího z vnějšího prostředí. Tyto prvky jen přenášejí vstupy dovnitř sítě a tedy nemají svou vnitřní paměť.
- **vnitřní vrstvy – skrytá vrstva** - které zpracovávají signál podle nelineárních přenosových funkcí a podle tzv. prahové hodnoty. Mohou implementovat proces adaptability a proces učení. Mají své lokální paměti. Nejsou viditelné ze vstupu ani z výstupu.
- synchronizační obvody, které synchronizují prvky jednoho úseku
- **výstupní vrstva**, která předává jednotlivé složky y_i výstupního signálu Y vně neuronové sítě.
- podle druhů spojů přivádějící signály např. exitační nebo inhibiční
- podle matematického vyjádření přenosové funkce (komplexní, reálné, neurčitě,..)

Vstupní a výstupní vrstvy jsou označovány jako vnější vrstvy a obvykle (při využití vlastností neuronových sítí) mají podstatně méně prvků než vrstvy vnitřní.

6.3 Učení

Neuronová síť i neuron jsou daném okamžiku **popsány maticí** resp. soustavou koeficientů - **vah**. Tyto váhy w_i jsou tedy časově proměnné. Změna těchto vah je cílem učícího procesu. Během adaptační etapy dochází k adaptaci parametrů sítě s cílem dosáhnout takového stavu, kdy bude síť reagovat na předložené vzory požadovaným způsobem.

Činnost učení vychází z funkce paměti.

Učení lze charakterizovat jako získávání znalostí o světě, včetně pocitů, reakcí a stavů.

Učení rozlišujeme

- neasociativní - je předkládán jednou nebo opakovaně jistý jednoduchý stimulus, nebo skupina stimulů bez uvažování jejich souvislostí. Účelem je si později tyto stimuly vybavit.
- asociativní - kdy cílem je extrakce vztahů mezi stimuly, resp. mezi stimuly a reakcí organismu.

Proces učení může probíhat mnoha různými způsoby. Jedno z mnoha dělení je podle vzájemného uspořádání etap učení během činnosti uvažované sítě. Proces učení tedy může probíhat buď

- jednorázově (tj. jednou pro celé období aktivní činnosti sítě, která pak jen odpovídajícím způsobem reaguje na signály do ní přiváděné), nebo
- po jistých obdobích – tedy se může po jistých obdobích učení adaptivně opakovat (podle vzniklé situace).

Další hledisko pro učící se organismus popř. neuronovou síť, neuronové počítače je, zda se učení provádí s pomocí nebo bez pomoci

- učení s učitelem - při učení s učitelem jsou neuronové sítě předkládány požadované výsledky a srovnávány s naučenými mechanismy. Rozdíly jsou podnětem k dalšímu kolu učení.
- učení bez učitele – není založeno na vyhodnocování výstupů. Síť si sama třídí vstupy do skupin podle podobnosti a charakteristických znaků.

Někde mezi těmito základními způsoby učení je hodnocené (známkované) učení, kdy trénovaná neuronová síť nedostává pro své učení k dispozici žádné učební vzory, ale dílčí výsledky procesu učení jsou průběžně hodnoceny – známkovány takovým způsobem, že proces učení vede k žádoucímu cíli.

Problémem učení může být přetrénovanost, kdy síť už neurčuje charakteristické prvky pro výstupní skupiny (výsledky), ale každý vstup trénovacích dat se může stát samostatným výstupem, tedy skupinou lišící se od ostatních již v nepodstatných detailech.

Literatura

Mirko Novák: Neuronové sítě a informační systémy živých organismů; Grada
Diplomové práce PU a MU.