

Възможности за приложение на невронни мрежи в минната промишленост

Николай Янев

Минно-геоложки университет "Св. Иван Рилски", 1700 София

РЕЗЮМЕ. Болшинството от задачите в съвременната минна промишленост се характеризират със силно изразена неопределеност, нелинейност и многофакторност, което затруднява (прави невъзможно) прилагането на класическите аналитични методи за решаването им. С развитието на информационните технологии, и по-специално направлението изкуствен интелект, се даде възможност за решаване на поставените задачи, чрез приложение на невронни мрежи (НМ), като разширение и допълнение на методите на конвенционалното управление. Минната индустрия в България изостава от световните тенденции за приложение на НМ за решаване на сложни задачи в условия на недетерминираност. Автора на доклада има за цел да представи основните типове НМ и някои от проблемите в минната промишленост които подлежат на по-ефективно решаване чрез тяхното прилагане.

OPPORTUNITIES FOR NN IMPLEMENTATION IN MINING INDUSTRY

ABSTRACT. The majority of tasks of the contemporary mining industry are characterized with a strong indeterminateness, non-linearity and multy-factor influence, which hinders (or makes impossible) the implementation of the classical analytical methods for their solving and carrying out. Development of the information technologies, and especially of artificial intelligence direction, has provided an opportunity for solving of the assigned tasks by the use of neural networks (NN), regarded as an expansion and supplement to the conventional management methods. The mining industry in Bulgaria steps behind from the World's trends for NN application for solving of complex task and problems in conditions of non-determinability. The author' aim in this report is to present the major NN types, as well as some of the problems in the mining industry, which are subject to a more effective solving through the implementation these very same NN types.

Въведение

Интелигентните системи играят все по-голяма роля при проектирането на нови изделия и провеждането на научни изследвания, управление на сложни системи, вземане на решения в условията на силна недетерминираност.

Системи с изкуствен интелект се използват за решаване на задачи свързани с описание на външна среда чрез свързаните с нея знания; създаване и управление на база от знания; възприемане на външната среда чрез зрителни, звукови и др. рецептори (датчици); разбиране на говор от компютърните системи; адаптация и самообучение въз основа на опита и т.н.

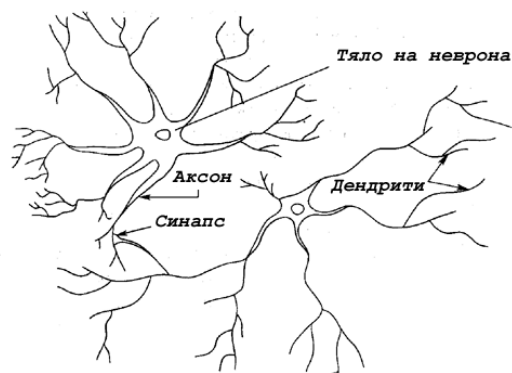
Болшинството от задачите в съвременната минна промишленост се характеризират със силно изразена неопределеност, нелинейност и многофакторност, което затруднява (прави невъзможно) прилагането на класическите аналитични методи за решаването им. С развитието на информационните технологии, и по-специално направлението изкуствен интелект, се даде възможност за решаване на поставените задачи, чрез приложение на невронни мрежи (НМ), като разширение и допълнение на методите на конвенционалното управление. Минната индустрия в България изостава от световните тенденции за приложение на НМ за решаване на сложни задачи в условия на недетерминираност.

В доклада се представят основните характеристики на НМ и се очертават възможностите им за приложение в минната промишленост.

Невронни мрежи – общи сведения

Биологичен неврон

Важно направление от ИИ са невронните мрежи. Те са форма на обработка на информацията със структури, подобни на човешкия мозък. Основните градивни елементи на (изкуствените) НМ са силно опростени модели на биологичните неврони, от които е съставен човешкият мозък.



Фиг. 1. Опростена схема на биологичен неврон

Дендрити представляват разклонени структури, които осигуряват сензорен вход към тялото на неврона (входни устройства на неврона). Тялото на неврона сумира мембранните потенциали между синапсите и дендритите и изпраща по аксона активизиращо напрежение с определен размер. Аксона провежда електрическия сигнал от тялото на неврона до неговите синапси. Синапсите трансформират активизиращото напрежение, получено по аксона, в електрически сигнали (импулси), които възбуждат или подтискат активността на съседните неврони (изходни устройства на

неврона). Отделните неврони са свързани помежду си (дендритите на всеки неврон получават входна информация от синапсите на други неврони и т. н.). Така те формират модули (центрове), които изпълняват специализирани функции. Всеки неврон след процес на възбуждане има период на възстановяване – време през което той не може да се възбуди отново или ще се възбуди при много по-силно въздействие.

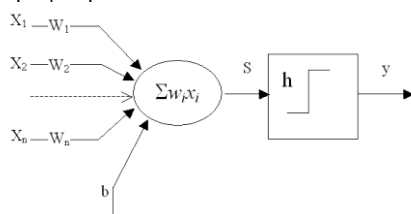
Искусствени невронни мрежи

Искусствените НМ могат да бъдат характеризирани като системи с изкуствен интелект (СИИ), които имат следните най-съществени особености:

- изкуствените НМ са опростен модел на биологичните НМ;
- НМ осъществяват разпределена паралелна обработка на входните данни;
- знанията в НМ се представят чрез теглата на връзките между отделните елементи (изкуствените неврони);
- НМ могат да решават сложни задачи, като за целта извършват относително малък брой стъпки;
- обучението е основен, съществен аспект на работата на НМ.

В хронологичен ред НМ и по специално системите базирани на тяхна основа, са се появили още през 50-те години на миналия век. Тогава беше разработена системата PERCEPTRON. Тя представлява самоорганизираща се система за разпознаване на образи и класификация. В следващите години работата по невронните мрежи позитивна, но в началото на 80-те години на миналия век се отбелязва повишен интерес към тях и създаване на редица приложения.

НМ са далечен структурен аналог на човешката нервна система и на процеса на обработване на информация от нея. Моделите на формалния (изкуствен) неврон не са биоподобни, а по-скоро са математическа абстракция, на живия неврон. Те са изчислителни модели, които се състоят от множество невронни елементи, наречени възли, свързани по определен начин и подчинени на общ метод за обучение и функциониране. Възлите в мрежата се наричат процесорни или обработващи елементи (фиг. 2.). Всеки процесорен елемент може да се намира в спокойно или активно състояние. Той има няколко входа и един изход. Степента на взаимодействие на всеки входен сигнал върху състоянието на обработващия елемент се задава с неговия тегловен коефициент. Процесорния елемент има нелинейна и скокообразно изменяща се предавателна функция. Поради това той сумира подадените входни въздействия и когато резултатът превишава дадена прагова стойност, елементът се превключва от активно в пасивно състояние. Тъй като това събитие може да настъпи при различни състояния на тегловните коефициенти на входните въздействия, то е възможно и различно поведение на мрежата от свързани процесорни елементи.



Фиг. 2. Процесорен елемент

Действието на процесорния елемент се описва с формулите.

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (1)$$

$$y = f_h(S) \quad (2)$$

където x_i – входен сигнал, $i = 1...n$; w_i тегловен коефициент на x_i (степен на въздействие на входния сигнал върху процесорния елемент), $i = 1...n$; b – смущение; S – резултантен сигнал; f_h – предавателна (активационната) функция; y – изходен сигнал.

Във всяка НМ се различават три типа възли: входни, които получават данни от средата, в която работи мрежата; изходни, които изпращат данни навън от системата и скрити, чиито входни и изходни сигнали остават в рамките на самата мрежа. По време на работа невроните могат да променят състоянието си синхронно или асинхронно. В първия случай всички неврони се превключват едновременно, а във втория всеки възел има вероятност да променя състоянието си в даден момент и в определено време, като правило, само един неврон може да направи това.

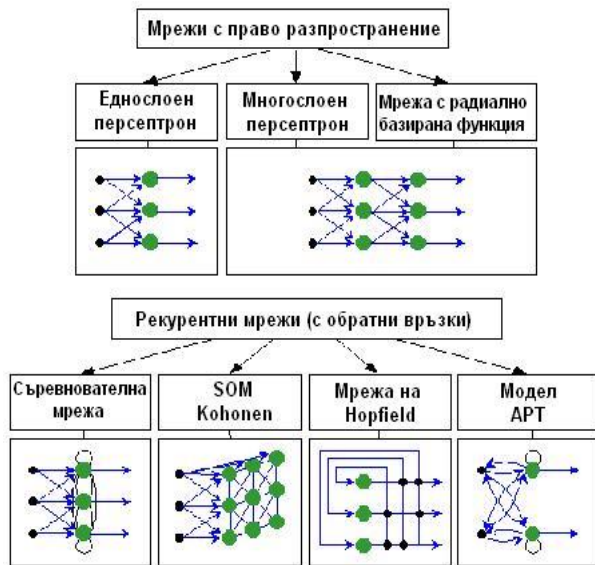
Връзките между невроните се извършват посредством дълги – входни въздействия. Всяка връзка се свързва с определено тегло. Ако то е положително, то връзката се нарича възбуждаща, ако е отрицателно – подтискаща. Поради това ИНМ могат да бъдат разгледани като ориентирани графи с тегловни връзки, в които изкуствените неврони се явяват възли. По архитектурата на връзките ИНС могат да бъдат групирани в два класа (фиг. 3): мрежи с право разпространение, в които графите нямат "примки", и рекурентни мрежи, или мрежи с обратни връзки. Най – разпространения тип мрежа от първия клас се нарича многослоен перцептрон. В тази мрежа невроните са разположени в слоеве и има еднопосочни връзки между слоевете. Мрежите с право разпространение се явяват статически в смисъл че на зададен вход те изработват една съвкупност от изходни стойности, независещи от предишното състояние на мрежата. Рекурентните мрежи са динамични, защото обратните връзки в тях модифицират входа на неврона, което води до изменение на състоянието на мрежата.

Различните невронни архитектури имат своите предимства и недостатъци. Директно сравнение между тях е невъзможно, тъй като различните типове НМ използват различна информация при функционирането си. През последните години бяха постигнати добри резултати чрез модифицирането на модели НМ, посредством обединението им с други такива.

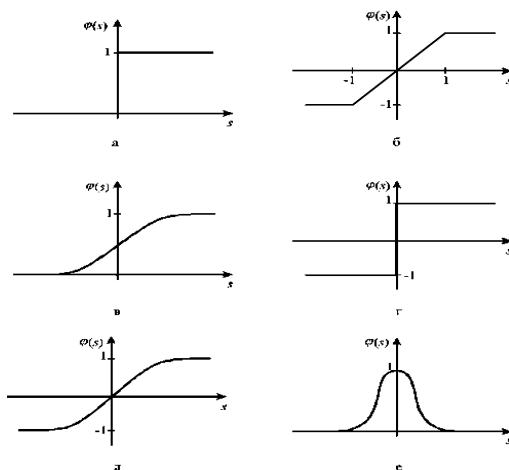
От значение са и теглата на връзките, както и видът на активационната функция и др. Активационната функция на неврона, се определя от зависимостта на големината на активиращото напрежение от сумата на получените входни напрежения във волтове. Най-често срещаните типове активационни функции са показани на фиг. 4. По оста x се задава сумата от входните сигнали (сумата от активиращите напрежения на входните елементи), а по оста y – сумата от изходните сигнали (сумата от активиращите напрежения на изходните елементи).

Според вида на входните величини известните модели НМ се разделят на два вида - с двоичен и аналогов вход.

Според разположението на невроните се различават еднослойни и многослойни мрежи. Допускат се връзки и между слоевете в многослойните НМ. За удобство се приема, че всеки елемент от i -я слой е свързан с всеки елемент от $(i+1)$ -я слой, но е възможно теглата на някои връзки да са нули.



Фиг. 3. Архитектура на мрежите с мрежи с право разпространение и рекурентни мрежи (мрежи с обратни връзки)



Фиг. 4. Активационна функция на неврона
а), г) — стъпаловидна; б) — линейна с насищане; в) — сигмоидална;
д) — тангенциална; е) — Гаусова функция

НМ решават различни задачи от областта на ИИ (класификация, диагностика, оптимизация, експертни системи, анализ на естествени езици, анализ и синтез на реч, обработка и разпознаване на образи, адаптивно управление, събиране и обработка на данни в реално време, идентификация на обекти по получени сигнали от външни източници и т.н.). Работата им се характеризира с висока степен на паралелизъм (преодоляват се ограниченията на фон-Ноймановата компютърна архитектура и тясното място на многопроцесорните системи - комуникацията) и адаптивност – могат да бъдат обучавани. Заедно с това те осигуряват разпределеност на обработката на информацията, високо бързодействие и надеждност (даже и при "умиране"

на някои неврони, както е и при човека, НМ може да работи правилно).

Компютърната реализация на НМ става главно чрез програмно симулиране – моделиране на мрежата чрез програма за стандартен компютър, чрез апаратно емулиране със специализирана електронна схема и съответна програма, базирана на стандартен компютър или чрез свръхголями специализирани интегрални схеми, когато НМ е поместена в един чип със свръхвисока степен на интеграция.

За да се приложи успешно НМ за решаване на реална задача е нужно правилно да се избере модела НМ, достатъчното количество, информацията за обучение на НМ и алгоритъм за обучение със съответните параметри. От особена важност е количеството на входната информация на НМ и доброто ѝ структуриране, както и възможностите за интерпретация на решението дадено от НМ. Най-трудоемки са процесите при подготовка на данните за обучение и самото обучение на НМ.

Ограничения върху моделите на неврона

НМ притежават и някои ограничения, по-важните от които са: ниско бързодействие при голям брой процесорни елементи; могат да се обучават, но не е възможно да се разбере в даден момент какво те знаят и могат и какво не знаят и могат; невъзможността да обяснят своето решение (като ЕС) и пътя по който са стигнали до него - НМ предлагат непрозрачно, неструктурирано представяне на знания; изискват сравнително дълъг период от време за обучение при голям брой възли в мрежата; липсата на ясен алгоритъм за избор на функцията на активация и механизми, регулиращи работата на мрежата като цяло (пример - хормонална регулация на активността в биологичните невронни мрежи); значителните различия в сравнение с биологичния неврон – отсъствието на нервни импулси, прекомерната формализация на понятията "праг", "тегловни коефициенти" и др. Като основен недостатък на НМ може да се посочи и необходимостта от много голям обем на обучаващата извадка - недостига на данни довежда до построяване на модел, не отразяващ адекватно обекта.

Независимо от това НМ са едно перспективно направление за използване на неалгоритмичните подходи за постигане на интелигентно поведение.

Обучение на ИНМ

Едно от най-важните свойства на невроподобните мрежи е способността им за самоорганизация, самоадаптация с цел подобряване на качествата на функциониране. Това се постига с обучение на мрежата - алгоритми задаващи набор от обучаващи правила. Обучаващите правила определят, как ще се изменят връзките в отговор на входното въздействие. Обучението е основано на увеличаване сила на връзките (теглата на синапса) между едновременно активираните неврони. По този начин, често използваните връзки се усилват, което обяснява феномена – обучение чрез повторения и привикване. Математически това правило може да се запише така:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + a \quad (3)$$

където $w_{ij}(t)$ и $w_{ij}(t+1)$ – стойностите на връзките между i -тия и j -тия неврони съответно до и след неговото изменение, a – скорост на обучение.

След като НМ бъде обучена, тя може да започне работа. На входа ѝ се подават въздействия, които в общия случай могат да се различават от шаблоните с които тя е обучена. В нея започват да се променят състоянията на процесорните елементи до достигане на стабилност, при която в последващите цикли всички елементи остават в едно и също състояние. В този случай НМ е определила изходните реакции правилно. Обучението се осъществява посредством обучаваща извадка (набор тестови примери) – това е релационна таблица с данни, състояща се от редове, съдържащи обучаващи примери, и стълбове, представляващи структурата на входните параметри. Минималното количество примери се определя по формулата

$$K=10*N \quad (4)$$

където K е количеството примери, а N – броя на входните параметри.

Съществуват три основни типа обучение на НМ – обучение с учител (*надзиравано обучение, supervised learning*), самообучение (*ненадзиравано обучение, unsupervised learning*) и смесено.

При обучението с учител се следи разликата между получения и очаквания изход на мрежата (учителят задава

очаквания изход на мрежата) и итеративно се извършват корекции на теглата на връзките съгласно избраното обучаващо правило. Получения изходен вектор се сравнява с изисквания (търсения). Ако те съвпадат, обучението не продължава. В противен случай се прави модификация на връзките в съответствие с избрания парадигма.

При самообучението липсва учител, т.е. липсват предварителни данни за правилния изход на мрежата. Теглата на връзките се настройват така, че представянето на данните в мрежата да е най-добро съгласно използвания (зададения) критерий за качеството на представянето. Извършва се сравнение на входния образа с намиращ се в паметта на мрежата шаблон. Ако няма подходящи шаблони, с които може да бъде отъждествен изследвания образ, то се създава нов шаблон, съдържащ в себе си този входен образ. За в бъдеще новият шаблон ще се използва наравно с другите.

Разликата между двата типа обучение се състои в количеството на априорната информация. Несупервайзово обучение има по-малка изчислителна сложност и точност. Повечето от супервайзовите НМ алгоритми се свеждат до стохастична апроксимация.

Най-популярните модели НМ, алгоритми за обучението им и типа на задачите които те решават са представени в таблица 1.

Таблица 1.

Обучение	Обучаващо правило	Архитектура	Алгоритъм на обучение	Задача
С учител	Корекция на грешката	Еднослоен и многослоен персептрон	Алгоритъм на обучение на персептрона Обратно разпространение Adaline и Madaline	Класификация Апроксимация на функции Предсказване, управление
	Болцман	Рекурентна	Алгоритъм на обучение на Болцман	Класификация
	Хеб	Многослойна с право разпространение	Линеен дискриминантен анализ	Анализ на данни Класификация
	Съревнование	Съревнование	Векторно квантуване	Категоризация в клас Сгъстени данни
Без учител	Корекция на грешката	Мрежа ART	ARTMap	Класификация
		Многослойна с право разпространения	Проекция на Самон	Категоризация в клас Анализ на данни
	Хеб	Право разпространение или съревнование	Анализ на главните компоненти	Анализ на данни Сгъстени данни
		Мрежа Хопфилд	Обучение асоциативна памет	Асоциативна памет
	Съревнование	Съревнование	Векторно квантуване	Категоризация Сгъстени данни
		SOM Кохонен	SOM Кохонен	Категоризация Анализ на данни
		Мрежа ART	ART1, ART2	Категоризация
Смесено	Корекция на грешката и съревнование	Мрежа RBF	Алгоритъм на обучение RBF	Класификация Апроксимация на функции Предсказване, управление

Приложение на НМ в минната промишленост

През последните 20 години изследванията в областта на приложението на НМ отбелязаха значителен напредък. Предпоставка за това бе осезаемото увеличаване на мощ-

ността на съвременните компютри и измервателни уреди, изграждането на компютризиран информационни системи и голямото количество натрупани в тях данни и не на последно място развитието на световната мрежа Internet, като източник на информация.

Най-широко приложение НМ са намерили при разпознаване на образи и говор и при задачи свързани с класификация, оптимизация и прогнозиране. Работещи системи с НМ има и в банковото дело (прогнозиране на икономически показатели, оценка на риска и т.н.), военната промишленост (автоматично пилотиране, обработка на звукови сигнали и т.н.), биомедицината (анализ на ретината и т.н.), метеорологията и др. НМ са особено ефективни там където е нужен аналог на човешката интуиция – при разпознаване на образи, при аналитични прогнози, при превода от един език на друг и т.н. Т. Атанасова в "Подходи за интегриране на невронни мрежи в системите за управление" (1998) прави обстоен анализ на възможностите за интегриране на НМ в САУ. Фирми като Motorola, IBM и Siemens от години използват НМ в контролерите си.

За да бъде оправдано използването на НМ е нужно да не съществува удовлетворително алгоритмично решение на поставената задача или да не са известни принципите за решаването ѝ, но да има достатъчно количество примери. Това прави НМ незаменимо средство за управление на сложни неедерминирани процеси, каквито са повечето в минната промишленост.

През последните години освен многото теоретични разработки с НМ в минната промишленост бяха внедрени не малко реални приложения използващи НМ. Въпреки, че СИИ с приложението на НМ, са област която все още подлежи на изследване, системи с НМ намериха широко приложение при добива на нефт и анализа на геоложка информация, най-вече в предексплоатационното проучване на находищата, при определяне на геометрията (размери и ориентация) му. Съществуват и разработки касаещи откриване на неизправности в оборудването, изследване на залежи по космически снимки, разпределението на електро енергията, управлението на процеси, анализа на примесите и т.н.

Възможностите за обучение на НМ (способността им да запомнят експериментални знания и да ги направят достъпни за използване) и липсата на изискване за познаване на строгия математичен модел на обекта ги правят естествено предпочитани дори и в области в които дават резултати сравними с тези от по-конвенционалните методи за оценка и оптимизация. Точността на системите с НМ зависи най-вече от наличието на примери в анализирания обект (например находище), а не от предположенията направени по време на създаване на модела му. Друго предимство на НМ пред конвенционалните методи е паралелната им структура, която позволява да се увеличи устойчивостта по отношение на частични повреди в мрежата и скоростта на обработка на информацията, което прави възможно бързото реализиране на НМ за целите на управлението в реално време. Също така НМ могат да работят както с количествена така и с качествена информация, по този начин те се представят като свързващо звено между традиционните технически системи и методите за обработка на информация от областта на изкуствения интелект.

Възможностите на НМ да бъдат използвани като апроксиматори на произволни нелинейни съответствия и способността им за обучение и адаптация са предпоставки за приложението им към многомерни системи, работещи в по-малко детайлизирана описана среда при непълна и променяща се информация за обекта. Именно такива системи представляват минните предприятия.

Добри резултати в областта на анализа на данни, са постигнати след приложение на НМ. НМ могат да бъдат използвани при откриване на закономерности и прогнозиране на случайни изменения на геоложките показатели, при точното изготвяне на валиограмите и структурните дъги, както и при изготвяне на блокния модел. НМ позволяват да се увеличи производителността и да се подобри качеството на управление чрез по-прецизно планиране с оценка на запасите и прогнозиране на технико-икономическия ефект, свързан с влиянието на пазара върху производството.

Всеки подход се нуждае от верификация преди практическото му използване, затова адаптивните системи с НМ се оценяват чрез компютърни симулации. Днес съществуват много софтуерни продукти от такъв характер, като MATLAB, NeuralWorks и др. Освен това алгоритмите на повечето, основни модели НМ са разписани и на C++, което ги прави достъпни за по-широк кръг потребители.

С утвърждаването на XML стандарта, започнаха да се търсят реализации на описателни (*markup*) езици, надхвърлящи Web приложенията. За описание на НМ се използват езици като Neural Network Markup Language (NNML) и Predictive Model Markup Language (PMML). В повечето случай тези езици за описание на модели невронни мрежи са базирани на нотации на XML.

Заклучение

Теорията на НМ днес вече е самостоятелно направление на науката, занимаващо се с решение на сложни практически задачи. С напредъка тази област ще се разширява и спектъра на решаваните задачи от НМ измествайки съществуващите математически и статистически модели.

Перспективни направления в изследването на НМ са:

- СУБД с включени невро-мрежови алгоритми – за откриване на "скрити" знания
- Нерво-мрежови ЕС - необходимостта от реализиране на експертни системи с алгоритми на НМ възниква при значително увеличение на броя на правилата и изводите в тях.
- Оптични нерво-компютри
- Употребата на генетични алгоритми за обучение на НМ
- Нанотехнологиите и виртуалната реалност

Тенденция при автоматизацията на минно добивната промишленост е се по-силното навлизане на технологии базирани на НМ, които могат да се използват при развитието на модели, явяващи се трудни, или понякога даже невъзможни, за идентификация.

Чрез прилагане на НМ, би могло да се постигне по-висока ефективност при технологиите за добив и проучване, повишаване на качеството на методите и средствата за оперативен контрол, а също и по-добър икономически ефект.

Литература

- Атанасова Т. 1998 Подходи за интегриране на невронни мрежи в системите за управление, *Автоматика и информатика*. 2, 7-15 с.
- Гаврилов А. В. *Лабораторный практикум по нейронным сетям*, Новосибирский Государственный Технический Университет, Кафедра Вычислительной Техники

- Гаврилов А. В., В. М. Канглер, С. А. Зайцев. 2003 Программа анализа баз данных с помощью нейронных сетей. Труды российской конф. "Нейроинформатика-2003", М.
- Георгиев Г. 1996. Системы с искусствен интелект. С., Пеликан АЛФА
- Заенцев И. В. 1999 Нейронные сети: основные модели. Воронеж: ВГУ
- Касабов Н., Г. Демирев. 1990 Искусствен интелект - проблеми и приложения. С., Техника
- Клепиков В. Б., К. В. Махотило, С. А. Сергеев, И. В. Обруч. 1999 Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами. Электротехника, № 5,. С. 2-6
- Нишева М. М., Д. П. Шишков. 1995 Искусствен интелект. Добрич, Интеграл 142-154 с.
- Сенилов М. А., В. А. Тененев, Н. Б. Паклин. Модели радиальных нейронных сетей в задачах промышленной геофизики. Труды IV межд. науч.-техн. конференции "Информационные технологии в инновационных проектах". Ч. 2. С. 85-87
- Тененев В. А., М. А. Сенилов, Н. Б. Паклин. 2002 Возможности применения интеллектуальных систем в задачах интерпретации каротажных диаграмм Труды науч.-техн. конференции, посвященной 50-летию ИжГТУ. - Ижевск: Изд-во ИжГТУ, Ч. 2. - С. 147-152
- Тененев В. А., М. А. Сенилов, Н. Б. Паклин. 2002 Классификация пластов по результатам геофизических исследований скважин. Вестник ИжГТУ. Ижевск: Изд-во ИжГТУ, Вып. 5. С. 14-16
- Anderson D., G. McNeill. 1992 ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TECHNOLOGY. New York, Kaman Sciences Corporation
- Kapageridis, I. K. 2002 Artificial Neural Network Technology in Mining and Environmental Applications, *Mine Planning and Equipment Selection (MPES)*, Bouzov Castle, Czech Republic, September 9-11
- Ralston J. C., D. W. Hainsworth, R. J. McPhee, D. C. Reid, C. O. Hargrave. 2003 Application of signal processing technology for automatic underground coal mining machinery. *ICASSP'03*
- Ramakrishnan N., A. Y. Grama. *Mining Scientific Data*. - электронна публикация
- Rombach M. 2001 *Updating Digital Geo-data with High-resolution InSAR Data*. – электронна публикация
- Piatetsky-Shapiro G., Knowledge Stream Partners. 1999 The Data-Mining Industry Coming of Age, *IEEE INTELLIGENT SYSTEMS*, NOVEMBER/DECEMBER
- Prokazov S. A., *Application of neural networks for simulation of oil reservoirs* – электронна публикация
<http://www.dmg.org>
<http://www.nnml.alt.ru>