AZƏRBAYCAN RESPUBLİKASI

Əlyazması hüququnda

METRİK TANIMA ÜSULLARINI REALİZƏ EDƏN NEYRON ŞƏBƏKƏLƏRİ ARXİTEKTURALARININ VƏ MODELLƏRİNİN İŞLƏNMƏSİ

İxtisas: 3338.01 Sistemli analiz, idarəetmə və informasiyanın işlənməsi

Elm sahəsi: texnika

İddiaçı: **Polad Şahmali oglu Heydərov**

Elmlər doktoru elmi dərəcəsi
almaq üçün təqdim edilmiş dissertasiyanın

AVTOREFERATI

Bakı – 2021

Dissertasiya işi Azərbaycan Milli Elmlər Akademiyası İdarəetmə Sistemləri İnstitutunda 1.2. saylı laboratoriyada - “Siqnalların tanınması üsulları və texniki diaqnostika sistemləri" yerinə yetirilmişdir.

Elmi məsləhətçi: Texnika elmləri doktoru, professor
Nusrətov Oktay Qüdrət oğlu

Rəsmi opponentlər: AMEA-nın müxbir üzvü
texnika elmləri doktoru, professor
Məsumə Hüseyn qızı Məmmədova
texnika elmləri doktoru, professor
Bayram Qənimət oğlu İbrahimov
texnika elmləri doktoru, professor
Elçin Rəşid oğlu Əliyev
texnika elmləri doktoru, professor
Cavanşir Firudin oğlu Məmmədov

Azərbaycan Respublikasının Prezidenti yanında Ali Attestasiya Komissiyasının Azərbaycan Milli Elmlər Akademiyası İdarəetmə Sistemləri İnstitutunun nəzdində fəaliyyət göstərən ED 1.20 Dissertasiya şurası

Dissertasiya şurasının sədri:
AMEA-nın akademiki
t.e.d., professor
_____ **Əli Məmməd oğlu Abbasov**

Dissertasiya şurasının elmi katibi:
t.e.d., professor
_____ **Nailə Fuad qızı Musayeva**

Elmi seminarın sədri:
t.e.d., dosent
_____ **Fərhad Heydər oğlu Paşayev**

İŞİN ÜMUMİ XARAKTERİSTİKASI

İşin aktuallığı. Neyron şəbəkələr – bioloji beynin imkanlarını təqlid edən süni intellekt sistemləridir. Hal-hazırda, neyron şəbəkələr müxtəlif istigamətlərdə geniş istifadə olunur, lakin ən geniş yayılmış neyron şəbəkələrin istifadəsi maşın tanıma problemlərində özünə yer tapmışdır. Bu məsələlərdə neyron şəbəkələri, *X, Y* giriş və çıxış təlim nümunələrinə əsaslanaraq öyrənilir, və nəticədə giriş elementinin görüntüsünə görə neyron şəbəkənin çıxışın dəyərinə görə giriş obyektinin öz təsvirinə (obrazına) təyin etməyə imkan verir.

Neyron şəbəkələr digər tanınma metodlarından fərqli olaraq bir sıra üstünlüklərə malikdilər. Neyron şəbəkəsi, müəyyən bir məsələ üçün, ciddi tanıma alqoritmləri yaratmağa və istifadə etməyə ehtiyac olmadan, obyektləri təsnif etməyə imkan verir. Hal-hazırda, neyron şəbəkələri, mövcud digər tanınma alqoritmləri ilə müqayisədə, ən yaxşı nəticələr göstərir. Eyni zamanda, hazırda mövcud olan klassik neyron şəbəkə arxitekturalarının bir sıra zəif yerləri var.

Hal-hazırda bir çox fərqli neyron şəbəkə arxitekturaları mövcuddur. Lakin, praktik işlərdə çox laylı perseptronlar ən çox istifadə olunan, neyron şəbəkələridir. Adətən, neyron şəbəkələrin yaradılma və öyrədilmə prosesi aşağıda göstərilən bir neçə çətinlikləri üzə çıxarır:

1. Neyron şəbəkələrin təlimi üçün böyük həcmdə vergilər bazası tələb olunur. Bir çox məsələlərdə belə bir böyük həcmdə təlim bazaları mövcud olmur və buna görə də, həmin məsələlərdə neyron şəbəkələr texnoloqiyalarının istifadəsi də, mümkün olmur.

2. Məlumdur ki, neyron şəbəkədə layların, neyronların və əlaqələrin sayı çox olanda, neyron şəbəkənin giriş elemenlərini obrazlara ümumiləşdirmə imkanları da, çoxalır. Digər tərəfdən, neyronların və əlaqələrin sayı çoxalanda, neyron şəbəkənin öyrədilməsi üçün daha böyük təlim məlumatları bazası tələb olunur. Hazırda, klassik neyron şəbəkələrinin strukturunu dəqiq təyin edən hər hansı bir üsullar, alqoritmlər və yaxud düsturlar mövcud deyil.

3. Neyron şəbəkəsinin təlimi prosesində təlim məlumatlarının əsasında səhv azalmağa davam edirsə və digər tərəfdən test məlumatlarında səhv artarsa, bu zaman şəbəkədə ümumiləşdirmə

imkanları dayanır və təlim məlumatları, sadəcə neyron şəbəkənin yaddaşında "saxlanılır". Bu fenomen, şəbəkənin “həddindən artıq öyrədilməsi” adlandırılır. Bu kimi hallarda, təlim adətən dayandırılır. Bundan əlavə, öyrənmə prosesi zamanı, iflic və ya şəbəkənin səhv olaraq yerli minimuma düşməsi kimi, digər problemlər də, ortaya çıxa bilər. Beləliklə, klassik şəbəkələr üçün bu və ya digər problemin təzahürünü əvvəlcədən proqnozlaşdırmaq və onların həlli üçün birmənalı tövsiyələr vermək mümkün deyil.

4. Neyron şəbəkəsində neyronların çəki və həd dəyərlərinin neyron şəbəkəsinin əməliyyatının nəticəsinə necə təsir etdiyinə dair aydın bir anlayış yoxdur. Ümumiyyətlə, klassik neyron şəbəkəsinin və xüsusilə də, klassik perseptron şəbəkəsinin daxili məzmunu bir növ qara qutu kimi qalır.

5. Uğurlu görünən öyrənmə nəticəsində, şəbəkə heç də hər zaman ondan nə istədiyini dəqiq öyrənmir. Neyron şəbəkəsinin təliminin keyfiyyətinin yoxlanılması üçün, təlimdə iştirak etməyən nümunələrdən istifadə edərək, test yoxlama aparılmalıdır. Üstəlik, təlimin keyfiyyəti və qiyməti yüksəkdirsə, o zaman test nümunələrinin sayı da, o qədər də çox olmalıdır. Neyron şəbəkəsinin səhvlərinin milyarddan birinə yaxın bir ehtimalı varsa, bu ehtimalı təsdiqləmək üçün bir milyard test nümunəsinə ehtiyac olur. Beləliklə, yaxşı öyrədilmiş neyron şəbəkənin sınağı da, çox çətin bir məsələyə çevrilir.

Düz yayılan çox laylı perseptron - geri qayıdan əlaqələri olmayan, bir şəbəkədir. Geri qayıdan əlaqələri olan, neyron şəbəkə arxitekturaları - rekurent neyron şəbəkələri adlandırılır. Lakin, hazırda bu şəbəkə sinifinin də, çatışmazlıqları var:

1. Bu şəbəkələr, ehtimalı və analizlərinin mürəkkəbliyi səbəbindən, zəif öyrənilir.

2. Bu şəbəkələrin əsas çatışmazlığı sabitliyin olmamasıdır və nəticədə bu səbəbdən rekurent şəbəkələr bir çox tanıma məsələrini həll edə bilmir. Nəticədə bu kimi şəbəkələrin istifadəsi də, son dərəcədə azdır.

Son illər, başqa bir neyron şəbəkə arxitekturası populyarlıq qazanmışdır – bu da, dərin konvolüşional neyron şəbəkə

arxitekturasıdır. Konvolüşional neyron şəbəkələrinin arxitekturası – çox laylı təbəqələrdən ibarətdir.

Bu şəbəkələrin özünəməxsusluğu ondadır ki, tanıma prosesi təsvirin sadə elementlərindən başlayaraq, sonra isə təsvirin daha böyük görüntü detallarına, sonra isə mürəkkəb şəkillərin anlayışı istiqamətinə keçir. Dərin şəbəkələrin arxitekturasının üstünlüyü ondadır ki, şəbəkə görüntüdəki obyektləri tanıya bilir və, perseptron şəbəkəsindən fərqli olaraq, konvolüşion neyron şəbəkələri tam əlaqəli şəbəkə arxitekturasından istifadə etmir. Neyronun əlaqələri seçici olaraq təyin olunur, bu da neyron şəbəkənin çəki sayını əhəmiyyətli dərəcədə azaldır. Bu şəbəkələr, qazandığı üstünlüklərə və populyarlığa baxmayaraq, bir sıra çətinlik və qeyri-müəyyənliklərə malikdir:

1. Konvolüşional şəbəkələrin arxitekturası çox mürəkkəb və ağırdır.

2. Bu neyron şəbəkələrin çox seçilməli şəbəkə parametrləri var və hansı məsələ üçün hansı parametrlərə ehtiyacın olduğu aydın deyil. Seçilən parametrlərə aşağıdakılar daxildir: layların sayı, hər lay üçün kanalların sayı, nüvələrin ölçüsü, hər bir lay üçün nüvələrin sayı, nüvənin dəyişmə addımı, ölçünün azalma dərəcəsi, ölçünü azaltmaq funksiyası (maksimumun seçilməsi, orta və s.), neyronların ötürmə funksiyası, konvulüşion neyron şəbəkənin çıxışında tam əlaqəli perseptron neyron şəbəkəsinin mövcudluğu və onun parametrləri və sair. Bütün bu parametrlər nəticəyə əhəmiyyətli dərəcədə təsir edir, lakin tədqiqatçılar tərəfindən empirik şəkildə seçilir.

Digər bir müasir neyron şəbəkə arxitekturası – İmpuls Neyron şəbəkəsidir. Bu, üçüncü nəsil neyron şəbəkələridir. Digər neyron şəbəkələrdən fərqli olaraq, bu neyron şəbəkələrdə siqnallar neyrondan neyrona impulslar vasitəsilə keçir. Hazırda impuls neyron şəbəkələri bioloji neyron şəbəkələri ilə müqayisədə, ən oxşar və realistik görünür. Şəbəkənin girişlərinə bir sıra impulslar daxil olur və çıxışılarda da, impulslar çıxır. Hər bir anda, hər bir neyronun müəyən bir dəyəri olur və əgər, bu dəyərin həddi ötür, bu zaman neyron əlaqələr vasitəsi ilə tək bir impuls ötürür və bundan sonra

onun öz dəyəri də, orta hesabdan aşağı düşür. Neyronun potensialı tarazlığı itirəndə, orta hesabın dəyərinə enir.

Süni neyron şəbəkələrində, müəyyən bir neyron qrupu tərəfindən, impulsların tezliyindən asılı olaraq, siqnal yaranır (neyronların çəkiləri əslində bu tezliyin bir formasıdır). Bununla birlikdə, ortalama nəbz dərəcəsi məlumatı özünü, yetəri qədər zəif göstərir, çünki fərqli stimullaşdırma eyni orta nəbz dəyərinə gətirə bilər. İmpuls neyron şəbəkələrində olan, bu çatışmazlıqdan qurtulmaq üçün aşağıda göstərilən məlumatın təqdim edilməsi növlərindən istifadə olunur.

1. faza (müvəqqəti) - siqnal haqqında məlumat, impulsların (beynin bəzi ümumi istinad ritminə nisbətən) dəqiq (və ya müəyyən bir pəncərədə) vaxt mövqeyi ilə müəyyən edilir;

2. sinxron mövqeli - siqnal haqqında məlumat müxtəlif neyron qrupların sinxron fəaliyyəti ilə göstərilir və nəticədə müəyyən şəbəkə çıxışlarında impulsların sinxron görünüşü ilə təyin olunur.

3. ilk impulsun görünməsindən əvvəlki vaxt - siqnal haqqında məlumat, hər hansı bir çıxışda ilk impulsun görünmə vaxtı ilə təyin olunur;

4. sıralı - siqnal haqqında məlumat şəbəkə çıxışlarında pulsların alınması qaydası ilə müəyyən edilir;

5. interval - siqnal haqqında məlumat şəbəkə çıxışlarında alınan impulslar arasındakı məsafə ilə müəyyən edilir;

6. rezonans - siqnal haqqında məlumat rezonansın yaranmasına səbəb olan, sıx impulslar ardıcıllığı ilə müəyyən edilir.

İmpuls neyron şəbəkələrinin (IMNS) əsas çatışmazlığı odur ki, bu şəbəkələr üçün tətbiq olunan mükəmməl öyrənmə alqoritmləri yoxdur. Bunun səbəbi ondadır ki, tanınmış öyrənmə alqoritmlərinin differenlaşdırma əməliyyatlarına ehtiyacı var. Lakin, nəbz siqnallarının differenlaşdırılması, çox mürəkkəb və tam başa düşülməmiş bir məsələdir.

İmpuls neyron şəbəkələri ilə bağlı çətinliklərdən biri də odur ki, impulsların kodlaşdırılmasının və deşifrə edilməsinin bioloji sistemlərdə bu prosesin necə baş verdiyinin kifayət qədər aydın olmaması ilə də, əlaqədardır. Yuxarıda qeyd edilən, kodlaşdırma üsulları universal deyil və onların öz çatışmazlıqları var.

Həm proqram, həm də aparat tətbiqində impuls neyron şəbəkələrinin digər bir çətinliyi - impuls neyron şəbəkələrin tətbiqinin mürəkkəbliyidir. Proqram tətbiqində neyronlar arasında impuls şəklində siqnalların ötürülməsini həyata keçirmək çox çətin bir məsələdir. Bu, neyron şəbəkəsinin sürətini çox aşağı salır. Aparat mühitində isə, impuls neyron şəbəkələrinin tətbiqi kompleks elektron aparat sistemlərin yaradılmasını və yeni növ neyronların icad edilməsini tələb edir.

Ayrıca olaraq, neyron şəbəkələrin öyrənmə alqoritmlərindən və xüsusilə də, səhvlərin geri yayılması alqoritmi haqqında danışmaq lazımdır. Geri yayılma alqoritmi səhv qradiyent vektorunu hesablayır. Bu vektor müəyyən bir nöqtədən ən qısa enmə istiqamətini göstərir, buna görə də, bu istiqamətdə hərəkət edəndə səhv azalir. Bu cür addımların ardıcıllığı nəticəsində alqoritm hansısa bir minimuma gəlib çatır.

Neyron şəbəkələrin öyrətmə alqoritmlərinin də, öz problemli tərəfləri var. Bu da təcrübədə neyron şəbəkə tərtibatçılarının işini çətinləşdirir.

Burada addım uzunluğunun seçim çətinliyi var. Addımların uzunluğunu necə götürməliyik? Böyük bir addım minimum həllinə yaxınlaşmanı daha sürətlə aparır, ancaq belə bir halda həllin üstündən tullanmaq və ya yanlış istiqamətə getmək təhlükəsi də, var. Belə bir fenomenin klassik nümunəsi, dik yamacları olan, dar bir dərə boyunca çox yavaş hərəkət etməsidir, bir tərəfdən digərinə tullanmasıdır. Əksinə, kiçik bir addım olanda doğru istiqamət götürmək ehtimalı çoxdur, ancaq bu xeyli təkrarlanan addımlara gətirib çıxaracaq və öyrənmə prosesi də, çox yavaş gedəcək.

Geri yayılma öyrənmə alqoritminin bir çox uğurlu istifadəsinə baxmayaraq, eyni zamanda universal bir həlli də, yoxdur. Ən çətini də olan, qeyri-müəyyən uzun öyrənmə prosesidir. Mürəkkəb işlərdə şəbəkənin məşq etməsi günlərlə, hətta həftələrlə çəkə bilər və ya şəbəkə heç öyrənməyə də, bilər. Bunun səbəbi aşağıdakılardan biri ola bilər.

Şəbəkəni öyrətmə prosesində çəkilərin dəyərləri düzəliş nəticəsində, çox böyük ola bilər. Bu, neyronların hamısının və ya çoxunun çox yüksək dəyərlərdə fəaliyyət göstərməsinə səbəb olur.

Bu fenomenə - şəbəkənin iflici deyilir. Adətən addım ölçüsünü azaltmaqla bunun qarşısını almaq olur, ancaq bu məşq müddətini çox uzadır. İflicin qarşısını almaq və ya bərpa etmək üçün müxtəlif üsullardan istifadə edilib, lakin bu günə qədər bu cəhdlər heç bir ciddi uğura gətirməyib.

Şəbəkənin yenidən öyrənmə problemini də, qeyd etmək lazımdır. Bu da, çox güman ki, onun topologiyasının səhv tərtib edilməsidir və ya öyrənməni dayandırmaq meyarının səhv seçilməsinin nəticəsidir. Aşırı öyrədilmə hallarında şəbəkə məlumatların ümumiləşdirmə qabiliyyətini itirir. Təlim üçün təqdim olunan bütün görüntülər şəbəkə tərəfindən tanınır, lakin hər hansı digər şəkillər, hətta çox bənzərli, səhv tanına bilər.

Lokal minimumlar ilə və şəbəkə ölçüsünün seçilməsi ilə olan problemlər, neyron şəbəkələrin praktik işlərdə, bir qayda olaraq, çox sayda fərqli şəbəkə ilə təcrübə keçirilməsinə səbəb olur. Bəzən hər bir şəbəkəni bir neçə dəfə öyrətmək və nəticələri müqayisə etmək lazım olur.

Yuxarıda sadalanan neyron şəbəkələrin çatışmazlıqlarını ümumiləşdirmək olar:

1. Neyron şəbəkə arxitektura quruluşunun və onun parametrlərinin (neyronların, əlaqələrin, layların sayı) seçilməsi çox mürəkkəb bir işdir. Neyron şəbəkənin bu parametrləri ya təcrübə yolu ilə, ya da təxmini ehtimal ifadələri ilə, seçilir.

2. Çox saylı tanınan obrazların məsələlərində neyron şəbəkənin öyrədilməsi mürəkəbdir və çox hallarda mümkün də, deyil. Obrazların sayı nə qədər çox olarsa, neyron şəbəkələri də, bir o qədər çətin öyrədilir və bir qayda olaraq öyrənmə nəticəsi də, bir o qədər zəifdir. Bu da, tanıma məsələlərində istifadə olunan obrazların (N) məhdudlaşdırılmasına gətirir.

3. Təlim olunmuş modellərdə çəkilərin dəyərləri öyrənmə alqoritmləri əsasında müəyyənləşdirilir, bunun icrası uzun təlim və kifayət qədər təlim vergiləri həcmi tələb edir. Eyni zamanda, təlimin nəticələri sabit deyil və yalnız təlim vergilərinin həcmindən və öyrənmə alqoritmlərin şərtlərindən asılı deyil, həm də şəbəkənin quruluşunun parametrlərindən asılıdır.

4. Digər bir çətinlik - öyrədilmiş neyron şəbəkəsinin genişləndirməsi və ona yeni obrazların əlavə edilməsi problemidir. Artıq təlim keçmiş bir şəbəkəyə yeni obrazların əlavə edilməsi üçün əvvəlki çəkilər tam və ya qismən dəyişilməlidir. Bu da şəbəkənin yenidən öyrədilməsini tələb edir, və bu da yeni obrazların öyrədilmiş neyron şəbəkəsinə daxil edilməsini xeyli çətinləşdirir.

Yuxarıda göstərilən faktları nəzərə alaraq, demək olar ki, yeni imkanlara malik olan neyron şəbəkələrin yeni arxitekturalarının yaradılması sözsüz ki, çox aktual bir məsələdir. Bu baxımdan, bu işdə, klassik neyron şəbəkələrin problemlərini həll etməyə imkan verən, yeni neyron şəbəkə arxitekturaları təklif olunur.

Tədqiqatın obyekti və predmeti. Dissertasiya işində tədqiqat obyekti çox laylı perseptrondur. Burada düz yayılan neyron şəbəkələrinin yaradılması və öyrədilməsi prosedurunu əhəmiyyətli dərəcədə sadələşdirən və sürətləndirən metrik tanıma metodlarını tətbiq edən, yeni düz yayılan neyron şəbəkələr klassı təklif edilir. Bu şəbəkələrin imkanları araşdırılır.

İşin əsas məqsədi. İşin əsas məqsədi, süni neyron şəbəkələrinin yaradılması və öyrədilməsi prosedurunu sadələşdirmək və sürətləndirmək üçün və eyni zamanda, çox laylı perseptron şəbəkələrini şəffaf və başa düşülən edilməsi üçün yeni texnologiya, alqoritmlər və şəbəkə arxitekturalarının yaradılmasından ibarətdir. Bu məqsədlə, dissertasiya işində aşağıdakı məqamlardan ibarət olan, aşağıda qeyd edilən, məqsədlər və vəzifələr qoyulmuş və həll olunmuşdur:

1. İşin məqsədi, şəbəkə parametrlərini analitik şəkildə təyin etməyə imkan verən, metrik tanıma metodlarına əsaslanan yeni neyron şəbəkə arxitekturalarını yaratmaqdır.
2. Eyni zamanda, tanınma probleminin ilkin şərtlərinə əsaslanan, etalonların və obrazların sayı əsasında, neyronların, layların və əlaqələrin sayı analitik düsturlarla hesablanmasıdır.
3. Məqsəd, eyni zamanda, neyron şəbəkəsinin çəkilərini və həddəyərlərini təyin etmək və analitik olaraq, hesablamaqdır. Bu məqsəd, metrik tanıma üsulları üçün mövcud olan tanıma alqoritmləri əsasında, yeni neyron şəbəkələrin yaradılması ilə həyata keçirilr.

4. İşdə təklif olunan neyron şəbəkə arxitekturalarının, onların imkanlarını və üstünlüklərini, öyrənmək məqsədi də, qoyulur.

5. O cümlədən, təklif olunan neyron şəbəkələrin müxtəlif növ tanıma məsələlərində tətbiq edilməsi imkanları öyrənmək və eyni zamanda, xeyli məsələlərdə neyron şəbəkələrin istifadəsidir.

6. Digər bir məqsəd, qeyri-səlis məntiq məsələlərində təklif olunan, neyron şəbəkələrin istifadə imkanlarını öyrənməkdir.

7. Çəki dəyərlərinin diapazonlarını və çəki dəyərlərinin paylanmasını təyin edən ümumi qanunların, şərtlərin və qaydaların müəyyən edilməsi məqsədi də, qoyulur.

8. Digər bir məqsəd, təklif olunan neyron şəbəkələrin tam əlaqəli çox laylı perseptron arxitekturası ilə əlaqəsinin riyazi əsaslandırılması və həmçinin, hesablanmış çəki dəyərlərinin təlim keçmiş neyron şəbəkəsinin çəki dəyərləri ilə əlaqəsinin araşdırılması qoyulmuşdur.

9. Əlavə olaraq, məqsəd, müxtəlif növ giriş obyektlərini (şəkillər, simvollar, mətnlər, fotoşəkillər) təklif olunan neyron şəbəkəyə təmsil etmək üçün, onun imkanlarının və yollarının öyrənilməsidir.

10. Eyni zamanda, təklif olunan neyron şəbəkələri ilə müxtəlif təcrübələrin aparılması məqsəd qoyulur. Tam əlaqəli çox laylı perseptron neyron şəbəkəsinin imkanlarını, təklif olunan neyron şəbəkə arxitekturaların imkanları ilə MNIST vergilər əsasında (60.000 təlim nümunəsi və 10.000 nəzarət nümunəsi) müqayisəli təcrübələr aparılmasıdır. Tanınmış klassik neyron şəbəkə texnologiyaları ilə təklif olunan texnologiyaların imkanları və üstünlükləri təhlil olunmalıdır.

11. Digər bir məqsəd, təklif olunan texnologiyalara əsaslanaraq, çəkilərin dəyərlərini hesablamadan və öyrədilmədən, neyron şəbəkə çəkilərinin dəyərlərini dərhal təyin edən imkanların araşdırılmasıdır. Məqsəd, elektrostatik sahənin fiziki ifadələrindən istifadə edərək, belə bir imkanı reallışdırmaq və təsvir etməkdir.

Tədqiqat üsulları. Bu işdə metrik tanıma metodları, neyron şəbəkə texnologiyaları nəzəriyyəsi, qeyri-səlis məntiq nəzəriyyəsi, sinir şəbəkələri üçün öyrənmə alqoritmləri, təsvirlərlə işləmə üsulları,

riyazi modelləşdirmə və proqramlaşdırma, elektrostatikanın əsasları və nəzəriyyəsi istifadə olunur.

Müdafiəyə çıxarılan əsas müddəalar.

- çoxlaylı perseptron neyron şəbəkənin çəkilərini və həd dəyərlərini dərhal analitik hesablamağa və təyin etməyə imkan verən həllər;
- tanınma probleminin ilkin şərtlərinə əsaslanaraq, çox laylı perseptron neyron şəbəkəsinin quruluşunu dərhal analitik olaraq, təyin etməyə imkan verən həllər;
- neyron şəbəkəsinin yaranma və bütün çəkilərin dəyərlərinin analitik hesablanma vaxtının qiymətləri;
- çox laylı şəffaf perseptron neyron şəbəkəsini əldə etməyə imkan verən həll;
- neyron şəbəkəsinin lokal minimumlara düşmə ehtimalını azaltmaq üçün həllər;
- çox laylı perseptronun öyrədilməsi üçün təlim bazasının həcmini azaltmağa imkan verən həllər;
- neyronların və neyron şəbəkənin əlaqələrinin sayını minimuma endirərək neyron şəbəkəsinin quruluşunu optimallaşdırmağa imkan verən həllər;
- əvvəlki çəkiləri və hədləri dəyişdirmədən neyron şəbəkəyə yeni obrazları və məsələləri əlavə etməyə imkan verən həllər.
- təklif olunan neyron şəbəkə arxitekturalarına əsaslanaraq çox laylı perseptron neyron şəbəkəsinin yaradılması və öyrədilməsi prosedurunun sürətlənməsini göstərən nəzəri və praktiki sübutlar;
- çoxlaylı perseptron neyron şəbəkəsinin və təklif olunan neyron şəbəkəsinin sxemləri ilə aparılan təlim prosesinin, təlim vaxtının və əldə edilən nəticələrin qiymətləri;
- elektrostatik sahənin parametrlərindən istifadə etməklə çox laylı perseptronun çəkilərinin dəyərlərini demək olar ki, dərhal müəyyən etməyə imkan verən həllər;
- Builder C++ proqram mühitində yaradılmış, təklif olunan neyron şəbəkələrinin arxitekturalarını, eləcə də onların imkanlarını həyata keçirən və eyni zamanda, həmin imkanları klassik neyron şəbəkələrinin imkanları ilə müqayisə etməyə imkan verən, proqram modulu;

Elmi yeniliklər. İşin əsas elmi yenilikləri aşağıdakılardır.

1. Yeni neyron şəbəkə arxitekturaları sinfi təklif olunmuşdur.
2. Klasik neyron şəbəkələrin metrik tanıma metodları ilə birbaşa əlaqəsi göstərilmişdir.
3. Tanıma məsələsinin ilkin şərtlərinə əsaslanan, neyron şəbəkənin quruluşunu təyin edən, dəqiq analitik ifadələr göstərilmişdir.
4. Yaxınlıq metrik ölçülər ifadələrinə əsaslanaraq, neyronların çəkilərini və həd dəyərlərini hesablayan analitik ifadələr göstərilmişdir.
5. Təklif olunan neyron şəbəkə texnologiyasının istifadəsi ilə neyron şəbəkələrin çox məsələli tətbiqlərdə, tez bir zamanda, tətbiq olunması imkanları da, araşdırılmışdır.
6. Təklif olunmuş şəbəkələrin klassik çox laylı perseptron ilə bağlılığı, eləcə də, əldə edilmiş şəbəkələrin klassik öyrənmə alqoritmləri ilə öyrədilməsinin mümkünlüyü göstərilmişdir.
7. Təklif olunan neyron şəbəkə arxitekturaları üçün göstərilmişdir ki, neyron şəbəkənin yaradılma və öyrədilmə prosesi klassik təlim sxemləri ilə müqayisə olunaraq, daha çox sürətli getmişdir.
8. Neyron şəbəkənin əvvəlki çəki dəyərlərini dəyişməyərək, yeni obraz əlavə etmək və bununla şəbəkənin genişləndirilmə imkanları da, göstərilmişdir.
9. Təklif olunan texnologiya əsasında yaradılan və analitik hesablanan neyron şəbəkələrin öyrədilmə prosesi üçün daha az həcmdə vergilər bazası tələb olunur.
10. Təklif olunmuş hesablanan neyron şəbəkələri texnologiyası ilə, neyron şəbəkənin öyrənmə prosesi zamanı iflicə və ya lokal minimuma düşmə ehtimalını əhəmiyyətli dərəcədə azaltmağa imkan vermişdir.
11. Təklif olunan neyron şəbəkə üçün çəki dəyərlərini elektrostatik sahənin parametrlərindən istifadə etməklə dərhal (hesablamalar və təlimlər olmadan) müəyyən edilə biləcəyi göstərilmişdir.

İşin praktiki dəyəri.

1. Təklif olunan neyron şəbəkələrinin alqoritmləri və

arxitekturaları klassik neyron şəbəkələrinin yaradılma və təlim prosesini sürətləndirməyə imkan verir. Təklif olunan texnologiya neyronların, layların və şəbəkə əlaqələrin sayının analitik hesablanmasını təmin edir. Həmçinin, neyron şəbəkə əlaqələrin çəki dəyərlərinin hesablanmasına imkan verir. Bu qabiliyyətlər tez bir zamanda işlək neyron şəbəkə yaratmağa imkan yaradır. Təcrübələr göstərir ki, neyron şəbəkənin hesablanma prosesi saniyələr və bir çox hallarda saniyədəndə az vaxt tələb edir. Təklif olunan neyron şəbəkələrin öyrədilməsi prosesi klassik neyron şəbəkələrindən fərqli olaraq, 40 faiz və yaxud bundan da, az vaxt tələb edir.

2. Təklif olunan neyron şəbəkələri, əvvəlki çəki və həd dəyərlərini dəyişdirmədən, tanıma probleminə yeni tanınan obrazlar əlavə etməyə və beləliklə neyron şəbəkəsini asanlıqla genişləndirməyə imkan verir. Çox saylı tanınan obrazlar məsələlərində, belə bir imkan xüsusilə əhəmiyyətli ola bilər.

3. Təklif olunan neyron şəbəkələr şəffafdır, bu da neyron şəbəkənin işin məntiqini dəyişmədən neyron şəbəkənin quruluşunu optimallaşdırmağa imkan verir. Belə bir imkan bir tərəfdən neyron şəbəkənin işləmə sürətini artırır, digər tərəfdən isə, neyron şəbəkənin tərkibində olan aparat komponentlərinin sayını azaldır.

4. Eyni zamanda, təklif olunan hesablanan neyron şəbəkə texnologiyaları şəbəkənin iflicə və ya öyrənmə prosesində lokal minimuma düşmə ehtimalını əhəmiyyətli dərəcədə azalda bilər.

5. Təklif olunan neyron şəbəkələr tələb olunan təlim vergilər həcminin azalmasına imkan yaradır.

6. Təklif olunan neyron şəbəkələr çox məsələli tətbiqlərdə neyron şəbəkənin istifadə prosedurunu asanlaşdırmağa və sürətləndirməyə imkan verir.

7. Təklif olunan neyron şəbəkələr şəffafdır, bu hal da, təlim keçmiş neyron şəbəkəsinin tanınma alqoritminin anlayışına imkan yaradır.

İşin aprobasiyası. Dissertasiya işinin əsas nəticələri aşağıda göstərilən Respublika və Beynəlxalq konfranslarda sınaqdan keçirilmişdir: VII Beynəlxalq "Ağıllı Sistemlər" Simpoziumunun materialları, INTELS-2006, Krasnodar, Rusiya; Beynəlxalq PCI Konfransının materialları - 2006 "Kibernetika və İnformatika

Problemləri", Bakı, 2006; İkinci beynəlxalq konfrans “Kibernetika və informasiyanın problemi”, Bakı, 2008; Elektron elm problemləri üzrə 1 respublika elmi-praktiki konfransın materialları, Bakı, 2012; Beynəlxalq Elmi və Praktik Konfrans "Elmi və Praktik Tədqiqatlar", Rusiya, Omsk, 2020; XXVI Beynəlxalq Elmi və Praktik Konfrans "Elm və Texnologiyanın İnkişafı", Rusiya, Moskva, 2020.

İşin tətbiqi. Təklif olunan texnologiya, təlim nümunəsi üçün 60.000 rəqəmdən və nəzarət nümunəsi üçün 10.000 rəqəmdən ibarət olan MNIST (Modified National Standards and Technology Institute) əsasında yazılmış əlyazma ərəb rəqəmlərinin tanınması məsələsi üzərində tətbiq edilmiş və bu baza üzərində dəfələrlə sınaqdan keçirilmişdir. Bu işin tətbiqi Pyton və Builder C++ proqramlaşdırma mühitində həyata keçirilmişdir.

Çap olunmuş elmi əsərlər. Dissertasiya işi ilə əlaqədər 30 elmi əsər nəşr edilmişdir. Bunların içində 26 məqalə həmmüəllifsiz və 21 məqalə xarici elmi jurnallarda çap olunmuşdur. Çap olunan məqalələrin içində 12 məqalə Scopus bazasında, 15 məqalə Web of Science bazasında indeksasiya olunur və 5 məqalə Springer redaksiyası ilə nəşr edilmişdir. Məqalələrin siyahısı avtoreferatın sonunda göstərilmişdir.

Dissertasiya işinin yerinə yetirildiyi təşkilatın adı. Dissertasiya işi Azərbaycan Milli Elmlər Akademiyası İdarəetmə Sistemləri İnstitutunda yerinə yetirilmişdir.

Elmi dissertasiyanın quruluşu və həcmi. Dissertasiya işi girişdən (32 səhifə - 52415 işarə), 8 fəsildən (1 fəsil - 54 səhifə - 50834 işarə, 2 fəsil - 14 səhifə - 13922 işarə, 3 fəsil - 24 səhifə - 26234 işarə, 4 fəsil - 41 səhifə - 42945 işarə, 5 fəsil - 54 səhifə - 53398 işarə, 6 fəsil - 13 səhifə - 14401 işarə, 7 fəsil - 23 səhifə - 24870 işarə, 8 fəsil - 30 səhifə - 38516 işarə), son nəticələrdən (3 səhifə - 4798 işarə) və əlavədən ibarətdir. Dissertasiya işində 161 şəkil və 24 cədvəl göstərilir. Beləliklə dissertasiyanın ümumi həcmi 299 səhifədir - 322480 işarədir.

İŞİN MƏZMUNU

Dissertasiyanın girişində elmi işin aktuallığı açılır. Burada hal-hazırda əhəmiyyətli və geniş istifadə olunan klassik neyron şəbəkə arxitekturaları və təlim alqoritmləri haqqında məlumat verilir və neyron şəbəkələrin güclü və zəif tərəfləri də, göstərilir. Neyron şəbəkələrin mövcud olan problemli tərəfləri əsasında işin məqsədi formalaşdırılır.

I fəsildə metrik tanıma metodları haqqında ümumi məlumat verilir və metrik tanıma metodları, bəzi alqoritmlərin təsvirləri də, göstərilir. Metrik tanıma metodlarını tətbiq edən neyron şəbəkə arxitekturaları təklif olunur [8, 15, 25]. Birinci layın çəki dəyərlərini təyin edən analitik ifadələr göstərilir, eyni zamanda neyron şəbəkəsinin quruluşunu təyin edən: neyronların, layların, əlaqələrin sayını hesablamaq üçün analitik ifadələrdə verilir [8, 15]. Neyron şəbəkəsi üçün minimum etalon dəstinin seçilməsi üçün seçmə alqoritmi təklif olunur [8, 14]. Çəkilər cədvəllərində çəkilərin bütün dəyərlərinin analitik hesablanması üçün ümumi bir alqoritm təklif olunur [26, 27]. Bu alqoritmin sürətləndirmə yolları da, göstərilir. Neyron şəbəkə çəkilərinin bütün dəyərlərinin hesablaması üçün vaxt qiymətləndiriməsi də, aparılır.

Paraqraf 1.1.-də metrik tanıma metodlarına aid olan kompaktlıq fərziyyəsi haqqında məlumat verilir.

Paraqraf 1.2.-də “etalon metodu”nun alqoritmi haqqında məlumat verilir.

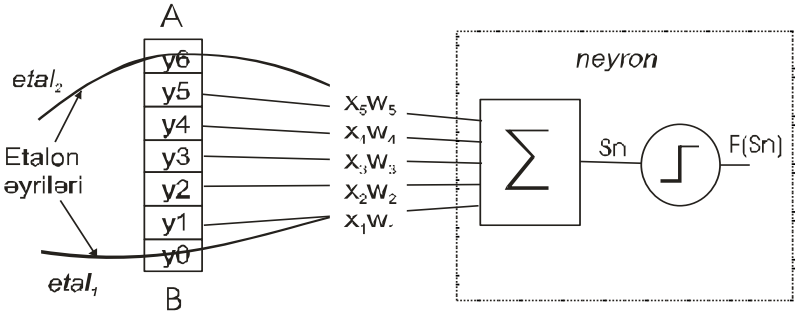
Paraqraf 1.3.-də “ən yaxın qonşu metodu”nun alqoritmi təsvir olunur.

Paraqraf 1.4.-də “potensial funksiya metodu”nun alqoritmi haqqında məlumat verilir.

Paraqraf 1.5.-də birinci layda neyronların çəki dəyərlərini təyin edən [15, 21, 26] analitik ifadələr verilmişdir, məsələn, ən sadə halda:

$$w_i = \left(y_{etal1\,A} - y_{test\,i}\right)^2 - \left(y_{etal2\,B} - y_{test\,i}\right)^2, \qquad (1)$$

burada $y_{etal1\,A}$ və $y_{etal2\,B}$ şəkil 1-də *AB* sütunu üçün $etal_1$ və $etal_2$ əyrilərinin dəyərləridir.



Şəkil 1. Bir neyronun sxemi.

Məsələn, əgər $y_{etal1\,A}$ = 6, $y_{etal2\,B}$ = 0 (Şəkil 1), onda *AB* sütununda iki əyrilər arasındakı olan fərqli $y_{test\,i}$ dəyərlər üçün bütün w_i çəkilərini belə əldə edirik:

$$\begin{aligned} w_1 &= (6-1)^2 - (0-1)^2 = 25 - 1 = 24, \\ w_2 &= (6-2)^2 - (0-2)^2 = 16 - 4 = 12, \\ w_3 &= (6-3)^2 - (0-3)^2 = 9 - 9 = 0, \\ w_4 &= (6-4)^2 - (0-4)^2 = 4 - 16 = -12, \\ w_5 &= (6-5)^2 - (0-5)^2 = 1 - 25 = -24, \end{aligned} \qquad (2)$$

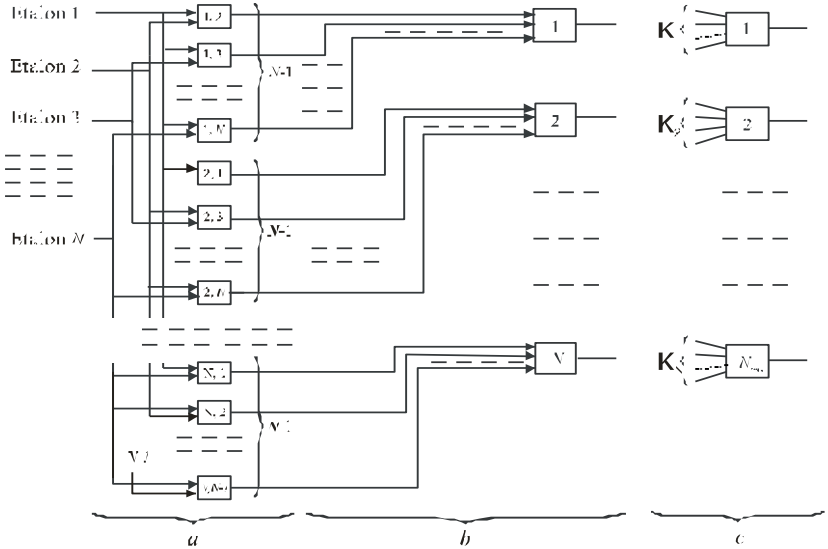
Eyni zamanda, neyron şəbəkənin birinci layında olan neyronların dəyərlərini təyin edən düstur göstərilir (Şəkil 1):

$$Sn = \sum_{j=0}^{M} \sum_{i=0}^{K} x_{ij} w_{ij} \,, \qquad (3)$$

Burada x_{ij} - giriş *X* matrisiyanın dəyəridir, *i* – cədvəldə sıranın nömrəsidir və *j*- cədvəldə sütunun nömrəsidir, w_{ij} - çəki cədvəlində *i*-ci sırada və *j*-ci sütunda yerləşən çəki dəyəridir; *M, K* – cədvəldə sütunların və sətirlərin ümumi sayıdır (Şəkil 1).

Paraqraf 1.6.-da “etalon metodu”nu [8] həyata keçirən iki laylı neyron şəbəkə (Şəkil 2) arxitekturası təklif olunur. Birinci (4) və ikinci layları üçün (5) neyronların aktivasiya funksiyaların ifadələridə göstərilir:

$$\begin{aligned} f(Sn) &= 1, \text{ əgər } Sn > 0; \\ f(Sn) &= 0, \text{ əgər } Sn < 0; \end{aligned} \qquad (4)$$



Şəkil 2. İki laylı neyron şəbəkəsi.

$$f(Sn_i) = 1, \text{ əgər } Sn_i >= \alpha(N-1), \quad (5)$$
$$f(Sn_i) = 0, \text{ əgər } Sn_i < \alpha(N-1),$$

burada $f(Sn)$ - birinci lay üçün neyronların aktivasiya funksiyasıdır (Şəkil 1, 2) və Sn_i - ikinci layında i-ci neyronun dəyəridir:

$$Sn_k^{(2)} = \sum_{j=1, j\neq k}^{N-1} \left(w_{k,j}^{(2)} f\left(Sn_{k,j}^{(1)} \right) \right), \quad (6)$$

α - neyronun həddini gücləndirən dəyərdir. Ən sadə halda, $\alpha = 1$. N – istifadə olunan etalonların sayıdır. Belə bir halda, şəkil 2-də neyron şəbəkəsinin birinci layında neyronların sayı (n) aşağıda göstərilən ifadə ilə müəyyən edilir:

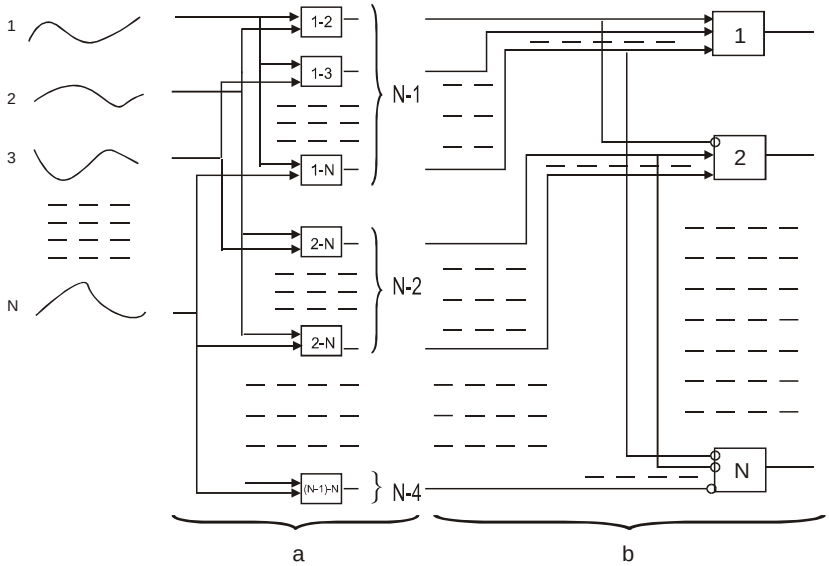
$$n = N(N-1), \quad (7)$$

ikinci laydaki neyronların sayı N etalonların sayına bərabərdir.

Paraqraf 1.7.-də iki laylı neyron şəbəkəsinin arxitekturası sıxılmış şəkildə təklif olunur (Səkil 3), [8]. Neyron şəbəkəsində birinci layda neyronların sayını (n) 2 dəfə azaltma imkanı göstərilir. Bu məqsədlə, eyni cüt etalonların ayrılmasını həyata keçirən neyronlar, məsələn {"etalon1", "etalon2"} və {"etalon2", "etalon1"}, neyron şəbəkəsindən xaric edilir. İkinci layda, birinci laydan xaric edilmiş neyronların çıxışları birinci cüt neyronların tərs çevrilmiş

dəyərləri ilə əvəz olunur (Şəkil 3*b*). İkinci layda neyronların dəyərləri (8) ifadə ilə müəyyən edilir [15]:

$$Sn^{(2)}{}_k = \alpha(\sum_{i=1}^{k-1} \overline{f}(Sn^{(1)}{}_{i_k}) + \sum_{i=k+1}^{N} f(Sn^{(1)}{}_{k_i})) \qquad (8)$$



Şəkil 3. *N* əyrilərin tanınması üçün sıxılmış iki laylı neyron şəbəkənin sxemi.

$$n = C_N^2 = \frac{N!}{2!(N-2)!} = \frac{N(N-1)}{2} \qquad (9)$$

Paraqraf 1.8.-də "ən yaxın qonşu metodu"nu tətbiq edən üç laylı neyron şəbəkəsi göstərilir. Bunun üçün üçüncü lay əlavə olunur (Şəkil 4c) [21].

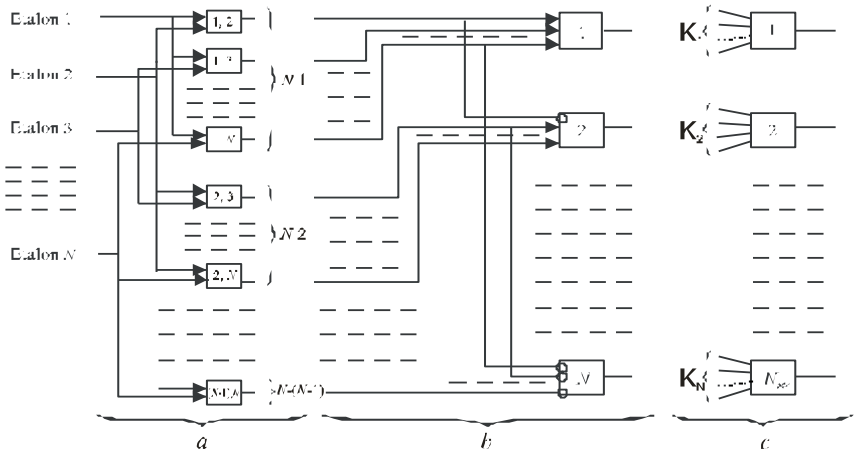
Üçüncü lay üçün neyronun aktivasiya funksiyası (10) ifadə ilə müəyyən edilir:

$$f^{(3)}(Sn^{(3)}{}_k) = 1, \text{ əgər } Sn^{(3)}{}_k > 0; \qquad (10)$$
$$f^{(3)}(Sn^{(3)}{}_k) = 0, \text{ əgər } Sn^{(3)}{}_k = 0;$$

burada $Sn^{(3)}{}_k$ - üçüncü lay üçün *k* neyronun dəyəridir:

$$Sn_k^{(3)} = \sum_{j=1}^{K} \left(\alpha \times f\left(Sn_j^{(2)} \right) \right), \qquad (11)$$

və burada j - k obrazlara aid olan ikinci lay neyronların çıxışlarını göstərir, K - k obrazlara aid olan etalonların sayıdı.



Şəkil 4. Metrik tanıma metodlarına əsaslanan sıxılmış üç laylı neyron şəbəkəsi.

Paraqraf 1.9.-da birinci lay neyronları, hansılar ki, bir obrazın etalonlarının ayrılmasını həyata keçirir, xaric edilərək və beləliklə neyron şəbəkəsinin əlavə sıxılma ehtimalı nəzərdən keçirilir [15]. Bu əməliyyatdan sonra birinci laydaki (n) neyronların sayı azalır:

$$n = n_1(N_{etal} - n_1) + n_2(N_{etal} - n_1 - n_2) + \ldots$$

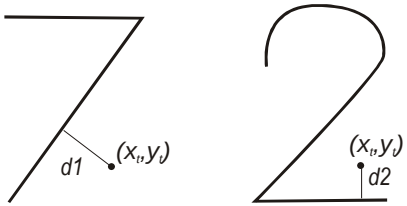
$$+ n_j(N_{etal} - \sum_{i=1}^{j} n_i) + \ldots + n_{N-1}(N_{etal} - \sum_{i=1}^{N-1} n_i),$$

$$n = \sum_{j=1}^{N-1} n_j (N_{etal} - \sum_{i=1}^{j} n_i), \qquad (12)$$

Burada n_j, n_i - j və i obrazlar üçün etalonların sayıdır, N_{etal} - bütün etalonların ümumi sayıdır, N - obrazların sayıdır.

Paraqraf 1.10.-da birinci layda olan neyronların çəki cədvəllərinin hesablaması üçün istifadə edilə bilən metrik ifadələr göstərilmişdir [8, 15, 21].

Məsələn, ağ qara simvol təsvirləri üçün, Evklid ölçüsündən istifadə etmək mümkündür. Bu halda, təsvirin hər nöqtəsi üçün hər qrafik təsvirə gədər minimal məsafə təyin olunur. Bu məlumatların əsasında hər cüt simvol təsviri üçün çəkilər cədvəli tərtib edilir. Şəkil 5-də "7" və "2" simvollarında təsvirin bir nöqtəsi üçün (x_t, y_t) nümunə göstərilir.



Şəkil 5. (x_t, y_t) nöqtəsi üçün d_1 və d_2 məsafələr.

Burada (x_t, y_t) nöqtəsi üçün hər bir təsvirə qədər ən kiçik məsafələr d_1 və d_2 -yə bərabərdir. Buna görə, bu nöqtənin çəkisi aşağıdakı kimi təyin ediləcəkdir:

$$w_{ij} = d_1^2 - d_2^2 \ , \qquad (13)$$

burada d_1^2 и d_2^2 - əvəz edir $\left(y_{etal1\,j} - y_{testij}\right)^2$, $\left(y_{etal2\,i} - y_{testij}\right)^2$ və aşağıdaki (14) düsturlarla təyin olunurlar:

$$d_1^2 = \left(x_1 - x_t\right)^2 + \left(y_1 - y_t\right)^2, \qquad (14)$$

$$d_2^2 = \left(x_2 - x_t\right)^2 + \left(y_2 - y_t\right)^2,$$

(14) ifadəsində (x_1, y_1) və (x_2, y_2) etalon təsvirlərin (x_t, y_t) nöqtəyə qədər ən yaxın nöqtələrdir (Şəkil 5).

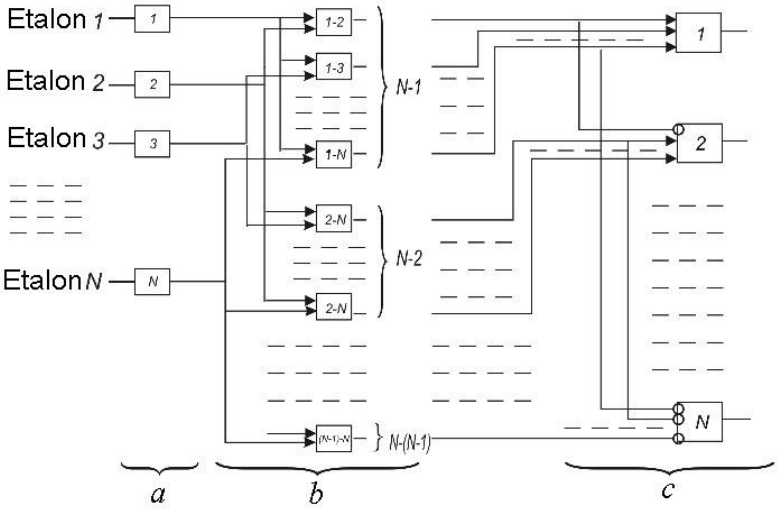
Paraqraf 1.11.-də hesablanmış çəki cədvəllərinin sayını azaltmaq məqsədi ilə neyron şəbəkəsinə sıfır-lay əlavə olunur (Şəkil 6). Burada sıfır layın neyronu üçün aktivasiya funksiyası aşağıdakı kimi müəyyən edilir:

$$f\left(Sn_{0,k}\right) = Sn_{0,k}\,, \qquad (15)$$

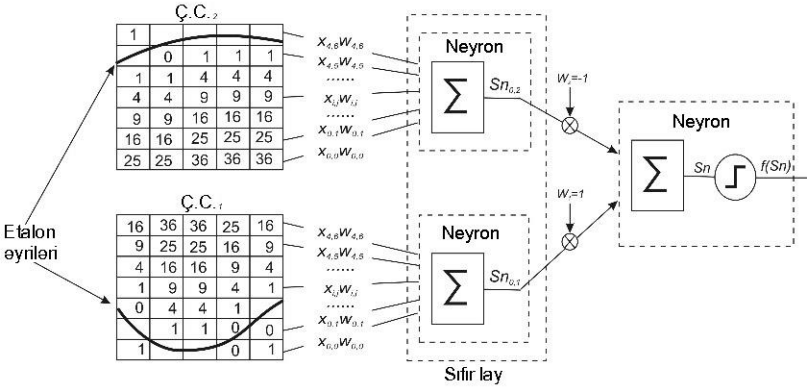
və burada $Sn_{0,k}$ - sıfır-layının k-th neyronunun dəyəridi və (16) ifadə ilə təyin olunur:

$$Sn_{0,k} = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{K} x_{ij} w_{ij,k} \,, \qquad (16)$$

burada $w_{ij,k}$ - k çəkilər cədvəlində olan i sütunda və j sırada yerləşən çəkinin dəyəridir.



Şəkil 6. Sıfır-layın əlavəsi: (*a*) – sıfır lay, (*b*) - birinci lay, (*c*) - ikinci lay.



Şəkil 7. Birinci layın neyronunun sıfır layının iki neyronuna bölünmə sxemi.

Bu halda çəki cədvəlləri yalnız sıfır-layın hər bir neyronu üçün təyin edilir (Şəkil 7). Belə bir halda sıfır-layda olan neyronların sayı etalonların sayına N_{etal} bərabər olduğuna görə, hesablanan çəki cədvəllərinin sayı da (7), (9), (12) ifadələrin dəyərlərindən etalonların sayına N_{etal} qədər azalacaqdır. Sıfır-layının cədvəlləri üçün çəkilərin dəyərləri birinci laydan fərqli olaraq, bir etalonun əsasında hesablanır, məsələn, ən sadə halda, (17) düstur ilə hesablanır:

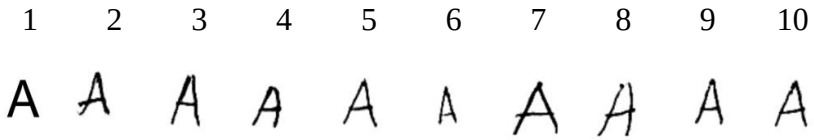
$$w_i = \left(y_{etal} - y_i\right)^2 \qquad (17)$$

və yaxud (18) ifadəsi ilə:

$$w_{i,j}^{(0)} = d_1^2 = \left(x_i - x_t\right)^2 + \left(y_j - y_t\right)^2, \qquad (18)$$

Paraqraf 1.12.-də təklif olunan neyron şəbəkələr üçün minimal etalonlar [15] dəsti seçmək üçün bir alqoritm təklif olunur. Etalonların seçilməsində çətinliklər olanda, etalonları seçmək üçün mövcud olan etalon seçmə alqoritmlərindən istifadə etmək olar. Bu paraqrafda etalonların seçilməsi üçün bir alqoritm də təklif olunur. Müəyyən bir obraz üçün verilənlər bazasının elementləri (Şəkil 8) bir-bir seçilmiş etalon sırasına təyin edilir. Hər bir yeni etalonun əlavə olduğundan sonra, yenidən tanınma aparılır. Nəticələr sıfırdan və birdən ibarət olan kod sətiri şəklində qeyd olunur, burada 1 müəyyən edilmiş elementi , 0 - müəyyən edilməmiş elementi göstərir (Cədvəl 1). Əgər sətirdə olan birlərin sayı tələb olunan tanınma məqsədinə uyğun gəlirsə, o zaman bu obraz üçün yeni etalon kimi sətirə uyğun olan, cari element seçilir. Bu alqoritmi tamamlayır. Əgər bənzər prosedurlardan sonra bütün verilənlər bazası üçün tələb olunan bir etalon təyin edilmirsə, bu zaman ən çox bir rəqəm sayı olan kod sətiri seçilir. Bu sətir təlim cədvəlinin birinci sətirinə yerləşdirilir (Cədvəl 1) və bu sətirə uyğun olan, simvol elementi etalon dəstinin tərkibinə yerləşdirilir. Bundan sonra, bu sətirdə dəyərləri sıfıra bərabər olduğu sütunların nömrələri müəyyən edilir, bu da tanımada uğursuz olduğu etalon elementlərin nömrələrinə uyğundur. Gələcəkdə prosedur oxşar şəkildə təkrarlanır, ancaq bu tanıdılmayan elementlər üçün. Bu elementlər növbə ilə etalon dəstinə əlavə olunur və bu element üçün kod sətiri hesablanır və həmin kod təlim cədvəlinə əlavə olunur (Cədvəl 1). Nəhayət, yaranan təlim

cədvəlində ən kiçik etalon dəstini təyin etmək üçün, cədvəl tədqiqat obyektinə çevrilir (Cədvəl 1). Kod sətirlərin əsasında aparılan "və ya" binar funksiya əməliyyatı ilə və bunun əsasında alınan kod sətirində ən çox bir rəgəm sayı axtarılır. Bu sayın dəyəri minimal tanıma nəticəsinə tələb olunan saydan az olmamalıdır. Beləliklə, alqoritmin işləməsi nəticəsində, əldə olan vergilər bazası üçün, lazım olan və tanıma nəticəsini təmin edən minimal etalon dəstəsini əldə edirik. Qeyd etmək lazımdır ki, bu alqoritm, hansı təsvir xüsusiyyətlərindən və ya hansı yaxınlıq ölçüsündən istifadə edilməsindən asılı olmayaraq, istifadə oluna bilər.



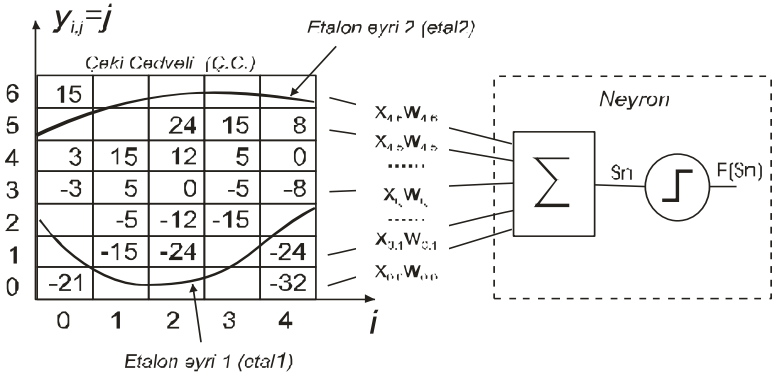
Şəkil 8. On "A" simvolundan (n = 10) ibarət olan seçim bazası.

Cədvəl 1 "*A*" simvolu üçün təlim cədvəli.

etalon dəstəyə əlavə olunan simvollar	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
A – çap.	**1**	**0**	**1**	**0**	**1**	**1**	**1**	**0**	**1**	**1**	7
A-2	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	7
A-4	**1**	**1**	**0**	**1**	**1**	**1**	**0**	**1**	**1**	**0**	7
A-8	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	7
A–çap., A-4	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	10

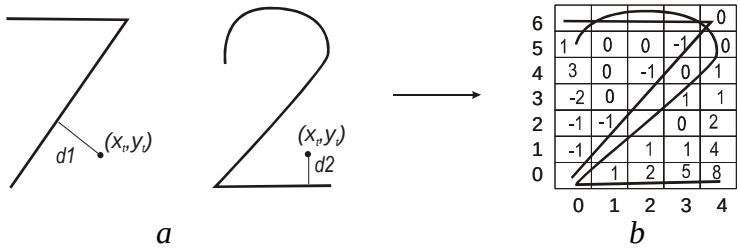
Paraqraflar 1.13.-1.16.-da, çəki cədvəllərinin hesablanması üçün nümunələr göstərilir. Yuxarıda göstərilən sxemlər əsasında sadə bir neyron şəbəkəsi yaradılır, eyni zamanda əlyazma simvolu və rəqəmlər bazası üçün neyron şəbəkə nümunəsi gösrərilir.

Şəkil 9-da, iki etalon əyrilər üçün və çəki cədvəl dəyərlərinin hesablanması üçün bir nümunə göstərilir. Burada çəkilərin dəyərlərinin analitik hesablanması üçün ifadə (1) istifadə edilmişdir.



Şəkil 9. İki əyri üçün çəki cədvəli.

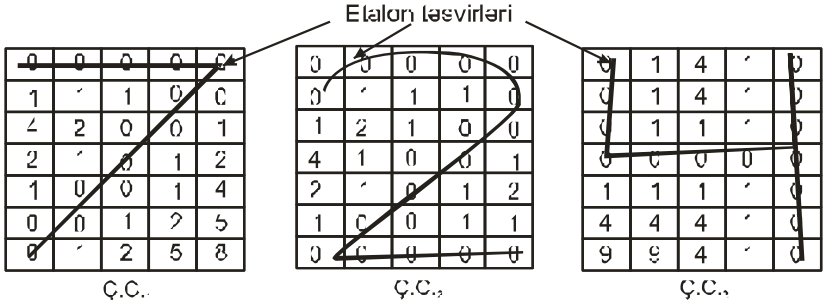
Qrafik simvolların tanıma məsələsi üçün və çəki cədvəlinin dəyərlərini təyin etmək üçün, həndəsi məsafəni təyin edən xarakteristikadan istifadə oluna bilər (13), (14), (Şəkil 10*ab*).



Şəkil 10. İki simvol üçün çəki cədvəli.

Bir nümünə kimi sadə neyron şəbəkəsinin yaradılması şəkil 12-də göstərilmişdir. Bu nümunədə, 3 obrazın {7, 2, 4} tanınması məsələsi üçün iki laylı neyron şəbəkəsi yaradılmışdır. Seçilmiş "7", "2" və "4" etalonlar` üçün 5:7 ölçülü çəki cədvəlləri şəkil 11-də göstərilmişdir. Bu çəki dəyərləri, sıfır layının neyronu üçün (13), (14) düsturlar əsasında hesablanır, və çəkilərin dəyərləri məsafənin həndəsə ölçü yaxınlığı ilə təyin edilmişdir (18).

Cədvəl 2-də, giriş "2" simvolunun tanıması nəticəsində şəbəkə əməliyyatının nəticələri göstərilir (Şəkil 12). Həmçinin, hər bir neyronun dəyərləri və çıxışları da, göstərilir.

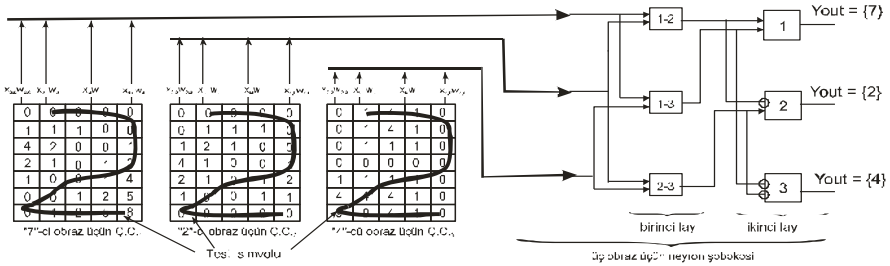


Şəkil 11. Üç etalon simvolunun çəki cədvəlləri.

Cədvəl 2 Şəkil 12-də göstərilən neyron şəbəkənin parametrləri.

Birinci lay			İkinci lay			*Yout*
k_m	Sn_{1,k_m}	$f(Sn_{1,k_m})$	*k*	$Sn_{2,k}$	$f(Sn_{2,k})$	
1-2	20	0	1	$0+1=1$	0	-
1-3	-8	1	2	$\overline{0}+1=2$	1	{2}
2-3	-28	1	3	$\overline{1}+\overline{1}=0$	0	-

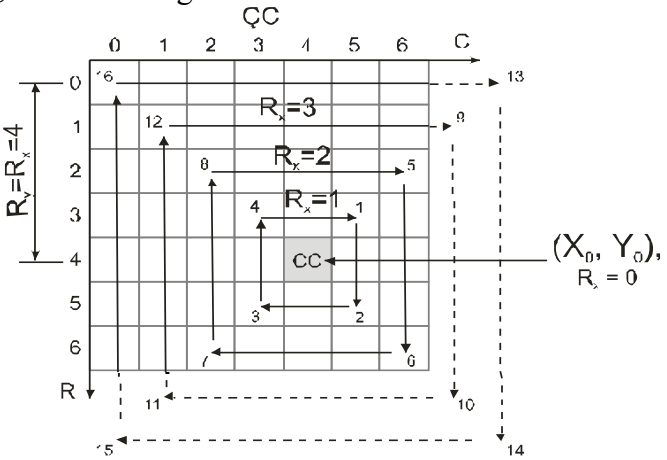
Cədvəl 2 nəticəsinə görə, şəkil 12-də göstərilən neyron şəbəkənin çıxışlarında {2} etalon simvoluna uyğun olan ikinci şəbəkə çıxışı aktivləşdirilir.



Şəkil 12. Üç obrazın tanınması üçün yaradılan iki laylı şəbəkədə "2" test simvolunun tanınması.

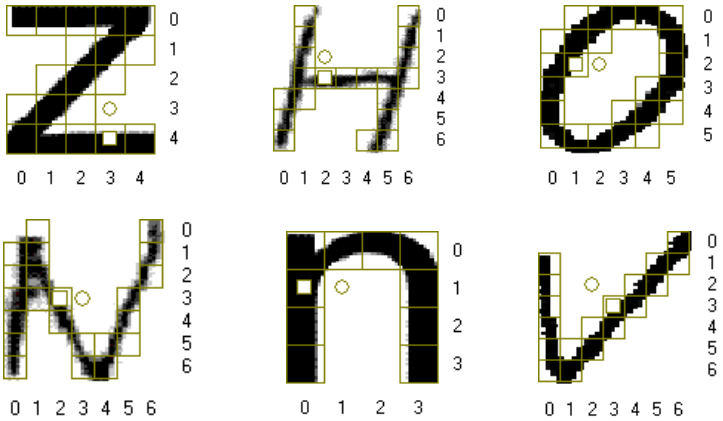
Paraqraf 1.17.-də çəki cədvəllərinin bütün dəyərlərini hesablayan bir alqoritm təklif olunmuşdur [26, 27]. Həm də bu alqoritmi reallaşdıran Builder C ++ mühitində yazılan proqram modulunun (Şəkil 15) işi təsvir olunmuşdur.

Çəkinin dəyərini (17), (18) ifadələri ilə hesablamaq üçün (Şəkil 15) ilk öncə ən yaxın aktiv hüceyrəni tapmaq lazımdır. Ən yaxın aktiv hüceyrənin axtarış alqoritmi şəkil 13-də göstərilir. (4, 4) koordinatları olan cari hüceyrənin (CC) ətrafında olan çəki cədvəl hüceyrələrinin izləmə proseduru şəkil 13-də göstərilmişdir. Əvvəlcə cari hüceyrə yoxlanılır. Sonra, cari hüceyrənin ətrafında yerləşən ən yaxın hüceyrələr yoxlanılır. Şəkil 13-də göstərildiyi kimi, hərəkət qapalı kontur boyunca baş verir. Cədvəldəki hərəkət konturu kvadratdır. Bir konturun baxma proseduru, ardıcıl dörd dövrdən ibarətdir. Burada hər bir dövr, kvadratın bir tərəfindəki yerləşən hüceyrələrini izləməkdən ibarətdir. Birinci dövr - kvadratın sağ tərəfidir, 1-dən 2-ci nöqtəyə və yuxarıdan aşağıya doğru hərəkət edir (Şəkil 13). İkinci dövr, kvadratın aşağı tərəfidir, 2-dən 3-cü nöqtəyə və sağdan sola doğru hərəkət edir. Üçüncü dövr aşağıdan yuxarıya doğru, 3-cü nöqtədən 4-cü nöqtəyə doğru hərəkət edən kvadratın sol tərəfidir. Kvadratın yuxarı tərəfi, soldan sağa 4-cü nöqtədən 1-ə doğru hərəkət edir. Şəkil 13-də X_0, Y_0 - cari hüceyrənin koordinatlarıdır, $X_0 = 4$, $Y_0 = 4$. R_x, R_y - cari hüceyrəyə nisbətən olan X və Y oxları boyunca kontur radiusudur (Şəkil 13). İlkin R_x, R_y dəyərləri, birə bərabər götürülür.

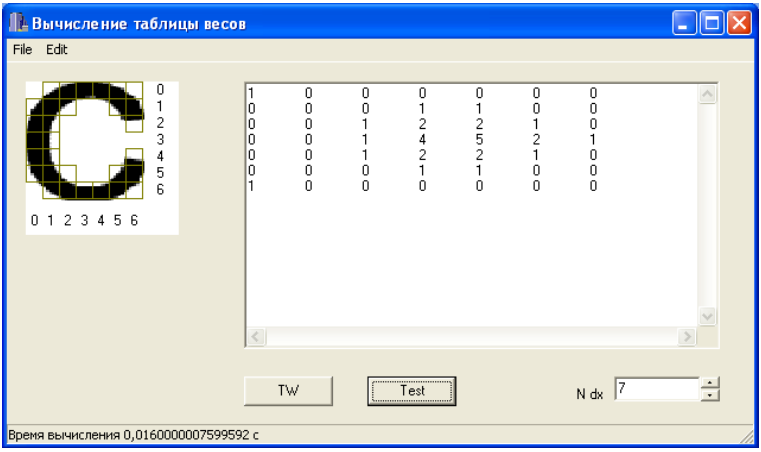


Şəkil 13. Çəki (TW) cədvəlində cari (ÇC) hüceyrədən başlayaraq konturlar ilə aktiv hüceyrələrin axtarışı.

Bir kontur baxılandan sonra, R_x və R_y dəyərləri birə artırılır, bundan sonra, yeni $R_x = R_y$ dəyərləri ilə yeni qapalı kontur boyunca, hüceyrələr yoxlanılır. Qapalı kontur boyunca hərəkət yolunda qarşılaşılan çəki cədvəlinin hər bir hüceyrənin aktivliyi yoxlanılır. Təsvirdə seçilmiş, X_1, Y_1 koordinatlarında yerləşən hüceyrədə, dəyəri 50-dən yüksək olmayan qaralmış piksellərin tapılma məqsədi ilə hüceyrədəki bütün piksellər skan olunur. Bu, pikselərə 0 ilə 255 aralığında ölçülən qara və ağ piksel dəyərləri uyğundur. Piksellərin tünd olma şərti yerinə yetirilirsə, onda proses kəsilir və alqoritm hüceyrənin aktivliyini göstərən 1 rəqəmini qaytarır. Əgər bütün hüceyrəni skan etdikdən sonra, heç bir aktiv piksel aşkar edilmirsə, bu o deməkdir ki, hüceyrə aktiv deyil, və bu halda 0 dəyəri qaytarılır. Beləliklə, cədvəldə bütün hüceyrələr baxılır və etalonun cari hüceyrə üçün ən yaxın aktiv hüceyrə təyin olunur (Şəkil 14-də nümunələr göstərilir). Şəkil 14-də cari hüceyrə ağ dairə ilə işarələnib, tapılan ən yaxın aktiv hüceyrə isə, ağ kvadratla işarələnmişdir.



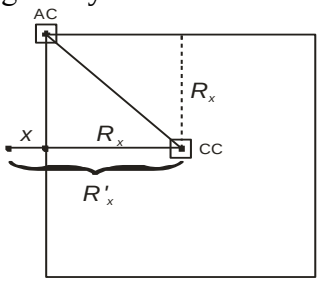
Şəkil 14. Cari hüceyrəyə (ağ dairə ilə işarələnmiş) nisbətən olan ən yaxın aktiv hüceyrənin (ağ kvadratla işarələnmiş) müəyyənləşdirilməsinin nəticələri.



Şəkil 15. Sıfır lay neyronların çəkilər cədvəllərinin hesablanması üçün proqram modulu.

Paraqraf 1.18.-də bütün çəki dəyərlərini hesablayan alqoritm üçün sürətləndirmə üsulu təklif edilmişdir [26].

Yuxarıdakı paraqrafdakı çəki cədvəlində bütün hüceyrələri bir-bir yoxlayan alqoritm təqdim edilmişdir (Şəkil 13). Yuxarıda göstərildiyi kimi, cədvəlin cari hüceyrəsi üçün, konturlar boyunca aktiv hüceyrələrin axtarışı aparılır və bu proses çəki cədvəlinin bütün hüceyrələrini sadalamaqla həyata keçirilir. Buna görə də, əgər təklif olunan alqoritm lazımsız konturları və lazımsız hüceyrələri nəzərə almasa, bu zaman çəki cədvəllərinin hesablanması daha az vaxt aparacaq. O cümlədən, əgər (X_0, Y_0) cədvəl koordinatlarında yerləşən cari hüceyrə özü aktivdirsə, bu zaman bütün digər cədvəl hüceyrələrini yoxlamağa ehtiyac olmur.



Şəkil 16. *x*-in təyin edilməsi, *x* - aktiv hüceyrəni (*AC*) təyin etdikdən sonra əlavə yoxlanılan konturların minimum sayıdır.

Əlavə olaraq, minimum çəki dəyəri müəyyən bir konturda təyin olunursa, bu vəziyyətdə bütün sonrakı konturları və bu konturlarda olan hüceyrələri nəzərə almağa, ehtiyac yoxdur. Bu halda, sonrakı yoxlanılan konturların *x* sayını təyin etmək lazım olur (Şəkil 16). Ona görə ki, kvadratın mərkəzindən aktiv hüceyrəyə qədər maksimum məsafə (Şəkil 16) kvadratın nöqtələrində olacaq. Və eyni zamanda çəki dəyərini hesablamaq üçün və Evklid məsafəsinin kvadrat metrik ölçüsü istifadə olunursa, onda *x*-in dəyərini təyin etmək üçün aşağıdakı bərabərsizlik misalı həll olunmalıdır:

$$(R_x + x)^2 < R_x^2 + R_x^2 \,, \tag{19}$$

$$x^2 + 2R_x x - R_x^2 < 0 \,. \tag{20}$$

Bərabərliyi həll etmək üçün kvadrat tənliyinin köklərini təyin edirik:

$$x^2 + 2R_x x - R_x^2 = 0. \tag{21}$$

Bunu etmək üçün, diskriminant *D* və x_1, x_2 dəyərlərini təyin edirik:

$$x_1 = \left(-2R_x\sqrt{2} - 2R_x\right)/2 = -R_x\left(\sqrt{2} + 1\right), \tag{22}$$

$$x_2 = \left(2R_x\sqrt{2} - 2R_x\right)/2 = R_x\left(\sqrt{2} - 1\right). \tag{23}$$

(19) və (20) bərabərsizliyinin həlli bunlardı:

$$-R_x\left(\sqrt{2} + 1\right) < x < R_x\left(\sqrt{2} - 1\right), \tag{24}$$

və maksimum tələb olunan dəyər:

$$x_{max} = R_x\left(\sqrt{2} - 1\right). \tag{25}$$

Bu ifadədən irəli gələn $R_x\sqrt{2}$ -dən çox ola bilməyən tələb olunan maksimum R'_x dəyərini təyin edirik (Şəkil 16):

$$R'_x < x + R_x = R_x\left(\sqrt{2} - 1\right) + R_x =$$

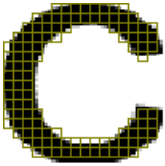
$$= R_x\sqrt{2} \approx R_x \times 1{,}414. \tag{26}$$

Ona görə ki, $\sqrt{2} < 1{,}5 = 3/2$, onda hesablamanı asanlaşdırmaq üçün yoxlama şərtini aşağıdakı kimi göstərmək olar:

$$R'_x < 3R_x/2 \,. \tag{27}$$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	29	20	13	8	4	1	0	0	0	0	1	4	8	13	20	29
1	26	17	10	5	2	1	0	0	0	0	1	2	5	10	17	25
2	25	16	9	4	1	0	0	0	0	0	0	1	4	8	13	20
3	20	13	8	4	1	0	0	0	0	0	0	1	2	5	10	17
4	17	10	5	2	1	0	0	0	1	0	0	0	1	4	9	16
5	13	8	4	1	0	0	0	1	2	1	0	0	1	4	8	13
6	10	5	2	1	0	0	1	2	4	1	0	0	1	2	5	10
7	9	4	1	0	0	0	1	4	4	1	0	0	0	1	4	8
8	8	4	1	0	0	0	1	4	4	1	0	0	0	1	2	5
9	5	2	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	4
10	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
11	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
12	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1
13	1	0	0	0	1	4	4	4	4	4	1	0	0	0	0	1
14	1	0	0	1	2	5	9	9	9	9	5	2	1	0	0	0
15	0	0	0	1	4	8	13	16	16	13	8	5	2	1	0	0

a



	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	8	5	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	4
1	5	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
2	2	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	1	2	4	4	2	1	0	0	0	0
4	0	0	0	0	1	1	2	5	8	8	5	2	1	0	0	0
5	0	0	0	0	1	4	5	8	13	13	8	5	2	1	0	1
6	0	0	0	1	2	5	10	13	18	18	13	8	5	2	1	2
7	0	0	0	1	4	8	13	20	25	25	18	13	8	5	4	5
8	0	0	0	1	4	9	16	25	34	32	25	18	13	10	9	9
9	0	0	0	1	4	8	13	20	25	25	18	13	8	5	4	4
10	0	0	0	1	2	5	10	13	16	16	13	8	5	2	1	1
11	0	0	0	0	1	4	5	8	9	9	8	5	2	1	0	0
12	0	0	0	0	1	1	2	4	4	4	4	2	1	0	0	0
13	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
14	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
15	5	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2

b

Şəkil 17. Sıfır layın neyronları üçün "*A*" (a) və "*C*" (b) çap simvolları üçün 16:16 ölçülü hesablanmış çəki cədvəlləri.

Şəkil 17-də "*A*" (Şəkil 17*a*) və "*C*" (Şəkil 17*b*) çap simvolları üçün 16 sütun və 16 sətir ölçüdə olan, çəkilər cədvəlləri göstərilir. Bu cədvəllər, sıfır lay neyronlarının çəkilərinin cədvəllərinə uyğundur. Şəkildən aktiv hüceyrə dəyərlərinin sıfıra bərabər olduğunu görmək olur. Yuxarıda qeyd edilən, alqoritmdən istifadə edərək, çəkilər cədvəlindəki dəyərlər kvadrat Evklid məsafə metrik ölçüsü ilə hesablanmışdır.

Paraqraf 1.19-da, tətbiq olunan proqram modulu əsasında, çəki cədvəlinin hesablama müddəti qiymətləndirilir [26]. Sıfır layın bütün neyronların çəki cədvəllərinin hesablanması üçün vaxt T belə təyin olunur: $T = n \times t_{or}$. Burada t_{or} - bir çəki cədvəli üçün ortalama hesablama vaxtıdır, n - birinci və ya ikinci laydaki neyronların sayıdır.

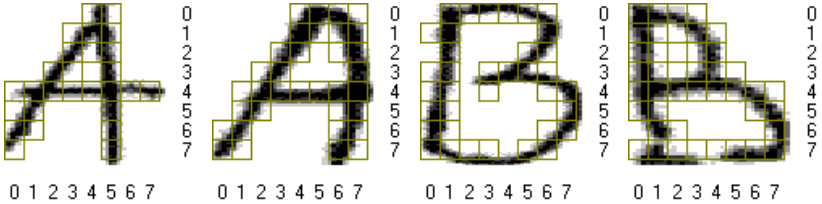
Məsələn, əgər şəkil 17-dən irəli gəlsək, bu zaman çəki cədvəli üçün orta hesablama müddətini t_{or} = (0.078 + 0.093) / 2 = 0.0855 san. olaraq təyin edilir. Bundan sonra, əgər hər bir obraz üçün 3 etalon istifadə olunursa və məsələ 30 əlifba simvolları obrazından (ümumilikdə 90 etalondan) ibarətdir, onda sıfır laylı neyron şəbəkəsi üçün hesablama müddəti $T = 90 \times t_{\text{cp}} \approx 7$ san. olacaq. O cümlədən,

sıfır layın olmayan sıxılmamış neyron şəbəkəsi üçün $T = 90 \times 89 \times t_{or} = 6{,}23$ dəq. və sıfır layın olmayan sıxılmış neyron şəbəkəsi üçün $T = 90 \times 89 \times t_{\text{cp}}/2 \approx 3$ dəq. [8, 15].

Qeyd etmək lazımdır ki, klassik alqoritmlərlə bir neyron şəbəkəni hazırlamaq üçün saatlarla, bəzən günlərlə və həftələrlə vaxt tələb olunur. Beləliklə, çəkilərin dəyərlərinin hesablanması nisbətən çox az vaxt tələb edir. Üstəlik də, əlavə klassik alqoritmlərlə öyrədilə bilən, dərhal işləyən bir neyron şəbəkəsi yaradılır.

Paraqraf 1.20-də, şəkil 18-də göstərilən 6 obraz 8 etalondan ibarət olan, əlyazma simvollarının {*A, B, E, M, N, Z*} tanınması məsələsi üçün və bütün çəki cədvəllərinin dəyərlərini hesablamaq üçün tətbiq olunan ümumi alqoritmdən istifadə edərək bir nümunə [27] təqdim edilir.

Şəkil 18-də "*A*" və "*B*" obraz təsvirləri üçün iki *A1, A2, B1, B2* adlanan etalonlar uygun gəlir. Misalın aydın və sadə olması üçün, sıxılmamış və sıfır laylı olan neyron şəbəkə sxemindən istifadə edilir. Bu məsələ üçün $N = 8$ (etalonların sayı). Məsələnin şərtlərinə əsasən, sıfır laydakı neyronların sayı $n_0 = 8$, birinci laydakı neyronların sayı $n_1 = 8 * 7 = 56$, ikinci laydakı neyronların sayına bərabərdir etalonların sayına $n_2 = 8$, üçüncü laydakı neyronların sayı obrazların sayına bərabərdir $n_3 = 6$. Çəki cədvəlinin ölçüsü 8:8-ə kimi qəbul edilir və ona görə də, sıfır laydakı bir neyronun giriş əlaqə sayı 64-ə bərabər olacaqdır. Şəkil 18-də göstərildiyi kimi, sıfır layının hər neyronuna bir hesablanmış çəki cədvəli uyğundur. Sıfır lay neyronlarının dəyər funksiyaları (Şəkil 20) çəki cədvəllərini tanınan elementin giriş ikili matrisi ilə (Şəkil 19*ab*) vurmaqla təyin olunur. Birinci lay üçün neyronların dəyərləri cədvəl 3-də göstərilir.



$\overline{W}^{(0)}_{(A1)}$

10	5	2	1	0	0	1	4
8	4	1	0	0	0	1	4
4	2	1	0	0	0	1	4
1	1	0	0	1	0	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	1	1
0	0	1	4	1	0	1	4
0	1	2	4	1	0	1	4

$\overline{W}^{(0)}_{(A2)}$

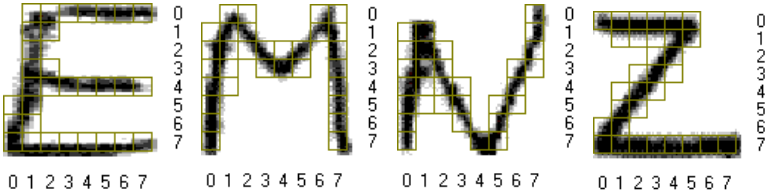
13	8	4	1	0	0	0	0
8	5	2	1	0	0	0	0
5	2	1	0	0	1	0	0
2	1	0	0	1	1	1	0
1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	1	1	1	0	0
0	0	1	2	4	1	0	0
0	0	1	4	4	1	0	0

$\overline{W}^{(0)}_{(B1)}$

1	0	0	0	0	0	0	1
0	0	1	1	1	1	0	1
1	0	1	1	1	0	0	1
0	0	1	0	0	0	0	1
0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	1	2	2	1	0
0	0	1	1	2	1	0	0
0	0	0	0	1	0	0	1

$\overline{W}^{(0)}_{(B2)}$

0	0	0	0	1	2	5	10
0	0	0	0	0	1	4	8
0	0	1	0	0	1	2	4
0	0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	0	0
1	0	0	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0



$\overline{W}^{(0)}_{(E)}$

1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	1	1	1	1	1
1	0	1	2	4	4	4	4
1	0	0	1	1	1	1	1
1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1
0	0	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0

$\overline{W}^{(0)}_{(M)}$

1	0	0	1	4	1	0	0
0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0
0	0	1	0	0	0	1	0
0	0	1	1	1	1	1	0
0	1	2	4	4	4	1	0
0	1	4	8	9	4	1	0
0	1	4	9	9	4	1	0

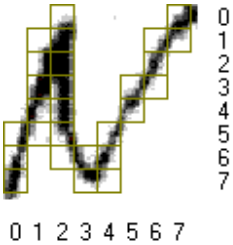
$\overline{W}^{(0)}_{(N)}$

1	1	2	5	8	4	1	0
0	0	1	2	5	4	1	0
0	0	0	1	4	2	1	0
0	0	0	1	2	1	0	0
0	0	0	0	1	1	0	1
0	0	0	0	1	0	0	1
0	1	1	0	1	0	1	2
0	1	2	1	0	0	1	4

$\overline{W}^{(0)}_{(Z)}$

0	0	0	0	0	0	1	4
1	0	0	0	0	0	1	4
2	1	1	0	0	1	2	5
2	1	0	0	0	1	4	8
1	0	0	0	1	2	5	9
1	0	0	1	2	4	4	4
0	0	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0

Şəkil 18. Etalon simvollarının {A1, A2, B1, B2, E, M, N, Z} 8:8-ə ölçülü təsvir matrisləri və onlara uyğun olan sıfır lay neyronların çəki cədvəlləri.



	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	1	0	0	0	0	1
1	0	1	1	0	0	0	1	1
2	0	1	1	0	0	0	1	0
3	0	1	1	0	0	1	1	0
4	0	1	1	0	0	1	0	0
5	1	1	1	0	1	0	0	0
6	1	0	1	1	1	0	0	0
7	1	0	0	1	1	0	0	0

a *b*

Şəkil 19 (a). Sınaqdan keçirilən giriş "N" əlyazma simvolu, (b) Sınaqdan keçirilən giriş "N" əlyazma simvolunun ikili matrisi $\bar{X}$.

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(A1)}$

0	0	2	0	0	0	4
0	4	1	0	0	1	4
0	2	1	0	0	1	0
0	1	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0
0	0	1	4	1	0	0
0	0	0	4	1	0	0

$Sw^{(0)}_1 = 35$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(A2)}$

0	0	4	0	0	0	0
0	5	2	0	0	0	0
0	2	1	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	1
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0
0	0	1	2	4	0	0
0	0	0	4	4	0	0

$Sw^{(0)}_2 = 34$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(B1)}$

0	0	0	0	0	0	1
0	0	1	0	0	0	1
0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0
0	0	1	0	2	0	0
0	0	1	1	2	0	0
0	0	0	0	1	0	0

$Sw^{(0)}_3 = 15$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(B2)}$

0	0	0	0	0	0	10
0	0	0	0	0	4	8
0	0	1	0	0	2	0
0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0
1	0	0	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0

$Sw^{(0)}_4 = 31$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(E)}$

0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1
0	0	1	0	0	4	0
0	0	0	0	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0

$Sw^{(0)}_5 = 14$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(M)}$

0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0
0	0	1	0	0	1	0
0	0	1	0	0	1	0
0	1	2	0	4	0	0
0	0	4	8	9	0	0
0	0	0	9	9	0	0

$Sw^{(0)}_6 = 51$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(N)}$

0	0	2	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0
0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	1	0	0
0	0	1	0	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0

$Sw^{(0)}_7 = 11$

$\bar{X}\bar{W}^{(0)}_{(Z)}$

0	0	0	0	0	0	4
0	0	0	0	0	1	4
0	1	1	0	0	2	0
0	1	0	0	1	4	0
0	0	0	0	2	0	0
1	0	0	2	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0

$Sw^{(0)}_8 = 27$

Şəkil 20. Giriş simvolunun ikili $\bar{X}$ matrisinın sıfır lay neyronların çəki cədvəlləri ilə $\overline{W}^{(0)}$ vurulma cədvəlləri və sıfır layın neyron dəyərləri $Sw^{(0)}_i$.

Cədvəl 3. Birinci lay neyronlarının dəyərləri $Sw_{i,j}^{(1)}$.

				A1	A2	B1	B2	E	M	N	Z
			j	1	2	3	4	5	6	7	8
			$Sw_j^{(0)}$	35	34	15	31	14	51	11	27
	i	$Sw_i^{(0)}$		$Sw_{i,j}^{(1)} = Sw_i^{(0)} - Sw_j^{(0)}$							
A1	1	35			1	20	4	21	-16	24	8
A2	2	34		-1		19	3	20	-17	23	7
B1	3	15		-20	-19		-16	1	-36	4	-12
B2	4	31		-4	-3	16		17	-20	20	4
E	5	14		-21	-20	-1	-17		-37	3	-13
M	6	51		16	17	36	20	37		40	24
N	7	11		-24	-23	-4	-20	-3	-40		-16
Z	8	27		-8	-7	12	-4	13	-24	16	

Cədvəl 4. Birinci, ikinci və üçüncü layda yerləşən neyron çıxışların dəyərləri.

			A1	A2	B1	B2	E	M	N	Z		İkinci lay		Üçüncü lay	
		j	1	2	3	4	5	6	7	8					
	i		$f(Sw_{i,j}^{(1)})$									$Sw_k^{(2)}$	$f(Sw_k^{(2)})$	$Sw_{\text{обр}}^{(3)}$	Y_{out}
A1	1			0	0	0	0	1	0	0		1	0	0+0=0	0
A2	2		1		0	0	0	1	0	0		2	0		
B1	3		1	1		1	0	1	0	1		5	0	0+0=0	0
B2	4		1	1	0		0	1	0	0		3	0		
E	5		1	1	1	1		1	0	1		6	0	0	0
M	6		0	0	0	0	0		0	0		0	0	0	0
N	**7**		**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**		**1**		**7**	**1**	**1**	**1**
Z	8		1	1	0	1	0	1	0			4	0	0	0

Cədvəl 4-də müşaidə etmək olur ki, artıq bu mərhələdə "*N*" etalona uyğun olan ikinci layın 7-ci çıxışı aktivdir. İkinci layda eyni obrazlara uyğun gələn neyronların çıxışı, neyron şəbəkəsinin üçüncü layında bir neyronda birləşir. Bu məsələ üçün, birinci və ikinci ("*A*" və "*B*") obrazlar üçün üçüncü lay lazımdır, çünki bu obrazların iki etalonu var və onların nəticələri üçüncü layın neyronlarında

birləşdirilməlidir. Üçüncü lay neyronun dəyər funksiyası $Sn_k^{(3)}$ və aktivasiya funksiyası $f\left(Sn_k^{(3)}\right)$ - (10), (11) düsturlar ilə təyin olunur.

Cədvəl 4-dən görmək olur ki, nəticədə şəkil 19a-da göstərilən giriş simvolu üçün, neyron şəbəkəsinin "N" obraza uyğun olan 5-ci çıxışı aktivləşir.

Paraqraf 1.21.-də birinci fəsil üçün nəticələr verilir.

Fəsil II-də, çox saylı məsələrdə təklif olunan neyron şəbəkə sxemlərinin istifadəsi və imkanları araşdırılır. Təklif olunan neyron şəbəkəsi arxitekturaların çox məsələli tətbiqlərdə üstünlükləri nəzərdən keçirilir [14, 15].

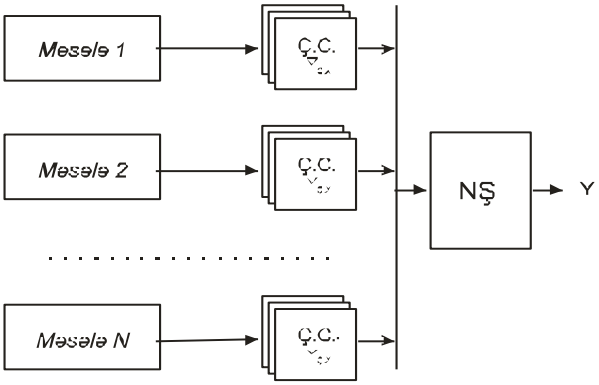
Paraqraf 2.1.-də sıfır layının üç laylı neyron şəbəkəsində istifadə edərək, çox məsələli istifadələrdə məqsədəuyğunluğu nəzərdən keçirilir [14].

Paraqraf 2.2.-də sıfır layının dörd laylı [14] neyron şəbəkəsində istifadə edərək çox məsələli istifadələrdə məqsədəuyğunluğu nəzərdən keçirilir.

Paraqraf 2.3.-də neyron şəbəkəsinin fərqli məsələlər üçün, giriş obyektinin müəyyən bir məsələyə aid olduğu məlum olduğu halda, sxemi verilir (Şəkil 21) [15].

Şəkil 21-də təklif olunan neyron şəbəkənin müxtəlif təyin edilmiş klasifikatorlar ilə, çox məsələli tətbiqinin ümumi sxemi göstəririlir. Bu sxemdə nəzərə alınır ki, tətbiq olunan hər bir məsələnin parametrlərinin olduğu halda, istifadə olunan etalonların sayı: istifadə olunan xüsusiyyətlərin sayı, tanınan obrazların sayı - tətbiq olunan neyron şəbəkəsinin parametrlərinə: lay neyronlarının sayına, çəki cədvəllərinin ölçülərinə, sinir şəbəkəsinin çıxışlarının sayına tam uyğun gəlir [8, 15].

Bu paraqrafda çox məsələli neyron şəbəkəsinin sxemləri araşdırılır, o cumlədən o sxemlər, hansılarda ki, tanıma məsələlərində istifadə olunan, məsələnin giriş parametrləri (məsələn etalonların sayı, çəki cədvəlinin ölçüsü) neyron şəbəkənin parametrləri ilə uyğun gəlmir.



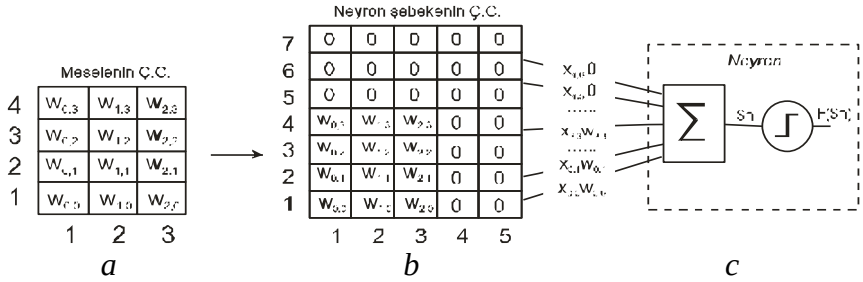
Şəkil 21. Çox məsələli neyron şəbəkə sxemi.

Bu paraqrafda, şəbəkə parametrlərinin tətbiq olunan məsələnin parametrləri ilə, üst-üstə düşmədiyi hallar nəzərdən keçirilir. Misal üçün:

1. Əgər hansısa bir məsələ üçün çəki cədvəlinin ölçüsü (m, k) neyron şəbəkəsinin çəki cədvəlinin (M, K) ölçüsündən ($m < M$, $k < K$) azdır (Şəkil 22), onda cədvəldə istifadə olunmamış sütun və sətirlər sıfıra endirilir (Şəkil 22), (28), bu da sıfır lay neyronun bütövlüyünü və məntiqini (28) qoruyub saxlıyır:

$$Sn_0 = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} w_{ij} = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{k} x_{ij} w_{ij} + \sum_{i=m+1}^{M}\sum_{j=k+1}^{K} x_{ij} w_{ij} =$$
$$= \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{k} x_{ij} w_{ij} + \sum_{i=m+1}^{M}\sum_{j=k+1}^{K} (x_{ij} \times 0) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{k} x_{ij} w_{ij} \qquad (28)$$

burada m, k - məsələnin çəki cədvəlinin sütun və sətir sayılarıdır (Şəkil 22*a* $m = 3$, $k = 4$); M, K - neyron şəbəkəsinin çəki cədvələrinin sütün və sətır sayıdır (Şəkil 22*b* $M = 5$, $K = 7$).



Şəkil 22. Çəki cədvəlinin hüceyrələrin sayı neyron əlaqələrin sayından az olan, hal üçün çəki cədvəlinin istifadə sxemi.

2. Əgər bəzi məsələlər üçün etalonların sayı sıfır layın neyronlarının sayından azdırsa, bu halda şəbəkənin məntiq işini qorumaq üçün istifadə olunmayan sıfır layın neyronları üçün "uzaq obraz" çəkilər cədvəli yaradılır. "Uzaq obraz" cədvəli bütün digər etalonlardan əhəmiyyətli dərəcədə uzaq məsafədə olması ilə xarakterizə olunur. Belə bir halda "uzaq obraz" nümunəsi, metrik tanıma metodunun yaxınlıq xüsusiyyətindən istifadə edərək, hər hansa iki etalon arasında müqayisənin dəyərindən fərqli olaraq, hər hansı etalonun "uzaq obraz" etalonu ilə müqayisənin dəyərindən daha az olduğu şərt əsasında yaradılır [14]. Bu şərtə riayət etmək üçün, "uzaq obraz (C.Ç.u.o.)" çəki cədvəlində bütün çəki dəyərlərinin eyni olması kifayətdir və həmin (w_r) çəkinin dəyəri, bütün çəki dəyərlərinin ($w_{ij,k}$) arasında müəyyən edilir və maksimum çəki (w_{max}) dəyərindən daha böyük olmalıdır (29).

$$w_{ij,k} \le w_{\max} \le w_r \qquad (29)$$

Beləliklə, w_r dəyərini aşağıdakı kimi təyin etmək olar:

$$w_r = Lw_{\max}\,, \qquad (30)$$

burada $L \in [1, \infty]$ - "uzaq obrazın"-ın uzaqlıq əmsalıdır.

Eyni zamanda (29), (30) düsturlara əsaslanaraq, neyron şəbəkəsinin ikinci layında "uzaq obraz"a uyğun gələn, *i*-ci neyron çıxışının hər zaman sıfır olacağını göstərmək də, mümkündür. Bunu etmək üçün ilk öncə, (*k*) etalonu "uzaq obraz" (*r*) etalonu ilə müqayisə edən birinci layın (Sn_{1,k_r}) neyron dəyərini aşağıdaki kimi qiymətləndiririk:

$$Sn_{1,k_r} = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} w_{ij,k} - \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} w_r \le \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} w_{\max} - \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} w_r =$$

$$= \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} \left(x_{ij} w_{\max} - x_{ij} w_r \right) = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} \left(w_{\max} - w_r \right) = \tag{31}$$

$$= \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K} x_{ij} \left(w_{\max} - L w_{\max} \right) < 0$$

Beləliklə, bu neyron üçün aktivasiya funksiyası $f(Sn_{1,k_r})$ 1-ə bərabərdir. Belə bir halda, "uzaq obraz"a uyğun gələn ikinci layın neyronu üçün $Sn_{2,r}$ dəyəri α=1 halında təyin olunur:

$$Sn_{2,r} = \sum_{i=1}^{r-1} \overline{f}(Sn_{1,i_r}) + \sum_{i=r+1}^{N} f(Sn_{1,r_i}) =$$

$$\sum_{i=1}^{r-1,(i\neq k)} \overline{f}(Sn_{1,i_r}) + \overline{f}(Sn_{1,k_r}) + \sum_{i=r+1}^{N} f(Sn_{1,r_i}) = \tag{32}$$

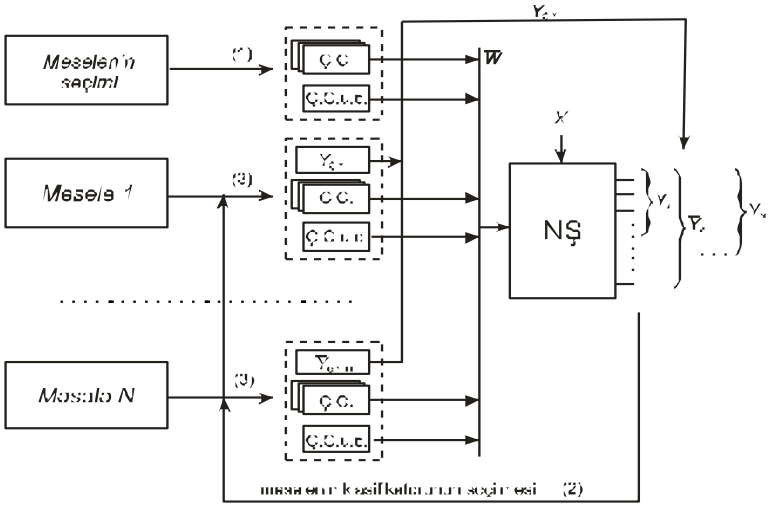
$$= \sum_{i=1}^{r-1,(i\neq k)} \overline{f}(Sn_{1,i_r}) + \overline{1} + \sum_{i=r+1}^{N} f(Sn_{1,r_i}) < N-1$$

burada r - sıfır layındakı "uzaq obraz"a uyğun gələn neyronun nömrəsidir; N - obrazların (etalonların) sayıdır. Beləliklə, "uzaq obraz" üçün ikinci layda neyron çıxış dəyəri $f(Sn_{2,r}) = 0$. Yəni "uzaq obraz"ı əlavə etməklə, şəbəkənin məntiqi dəyişmir.

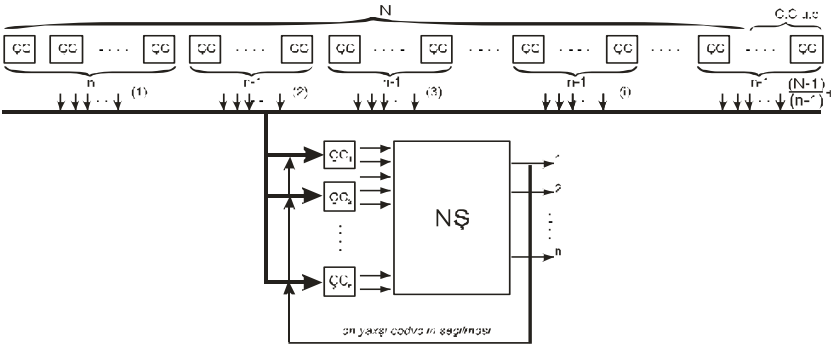
Paraqraf 2.4.-də neyron şəbəkənin çox məsələli tətbiqi üçün, giriş obyektlərinin müəyyən bir məsələyə aidiyyəti məlumatı olmadığı hallar üçün, sxemlər verilir.

Bunun üçün neyron şəbəkəsinə yeni məsələnin (klassifikatorun) əlavə edilməsi təklif olunur (Şəkil 23). Bu halda, bu klassifikatoru təyin etmək üçün hər bir məsələ, ayrı bir obraz (sinif) şəklində təqdim olunur və burada etalon və ya etalonlar klassı (sinfi) təyin olunur, məsələn [15]-də verilən seçim alqoritminə görə. Sinif etalonların əsasında bu məsələ üçün sinif çəki cədvəlləri və bir "uzaq obraz" cədvəli yaradılır. Giriş elementinin tanınma proseduru şəkil 23-də olan sxemə görə aparılır. Birinci mərhələdə, tanınan obyektə uyğun ola bilən, sinif müəyyən edilir (Şəkil 23 (1)). Bunun üçün sinif çəki cədvəlləri şəbəkə girişlərinə verilir və "uzaq obraz"a aid olan çəki cədvəlinin dəyərləri sıfır layın istifadə olunmamış neyronlarına verilir. Beləliklə, tanınan obyektə aid olan məsələnin nömrəsi neyron

şəbəkənin aktiv çıxışının nömrəsi ilə təyin olunur və geri qayıdan əlaqə ilə müvafiq məsələnin klassifikatoru aktivləşdirilir (Şəkil 23 (2)). Seçilmiş məsələnin çəki cədvəlləri neyron şəbəkəsinin girişlərinə göndərilir və eyni zamanda, bu məsələ üçün Y_{out} çıxış dəsti neyron şəbəkəsinin çıxışlarına göndərilir (Şəkil 23 (3)), bundan sonra obyekt seçilmiş məsələ çərçivəsində tanınır.



Şəkil 23. Məsələnin klasifikatorunun əvvəlcədən seçilməsi ilə şəbəkənin sxemi.

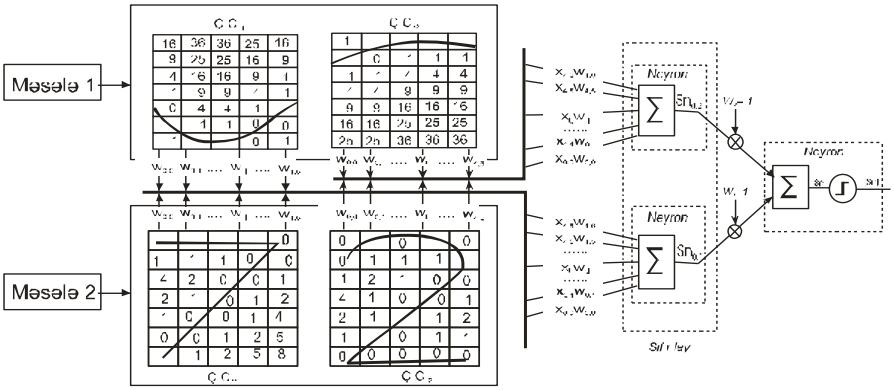


Şəkil 24. Neyron şəbəkəsində etalonların ardıcıl tanıma sxemi.

Paraqraf 2.5.-də etalonların metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkəsinə etalonların ardıcıl tətbiqi üçün alqoritm

təklif olunur. Məsələdə etalonların sayı neyron şəbəkəsinin mənbələrindən daha çox olduğu halda, yəni sıfır laydakı neyronların az olduğu hallarda, bu halda neyron şəbəkə üçün sxem (Şəkil 24) və alqoritm təklif olunur:

$n < N_{et}$ şərti yerinə yetirildikdə (burada n - sıfır layda neyronların sayıdır, N_{et} - istifadə olunan etalonların sayıdır), onda əvvəlcə ilk n etalonların çəki cədvəlləri şəbəkəyə göndərilir. Nəticədə geri qayidan əlaqələr vasitəsi ilə (Şəkil 24) aktiv çıxışa uyğun olan, ən yaxın i-ci etalonun çəkilər cədvəli ($C.Ç._i$) seçilir, və həmin cədvəlin çəkiləri sıfır layın i-ci neyronun girişlərinə təkrar verilir. Belə bir halda, növbəti (n-1) etalon çəki cədvəlləri sıfır layının qalan (n-1) neyronlarına göndərilir. Beləliklə, bütün etalonların (N_{et}) çəki cədvəlləri istifadə olunana qədər, prosedur eyni şəkildə davam olunur. Əgər ardıcıl axtarış alqoritminin hansısa bir mərhələsində (məsələn sonuncu (Şəkil 24)) sıfır layında bəzi neyronlar istifadə edilməmiş qalırsa, bu zaman bu məsələ üçün müəyyən edilmiş "uzaq obraz" çəki cədvəli sıfır layın təsirsiz qalmış neyronlarına göndərilir.



Şəkil 25. Bir neyron şəbəkəsinin iki etalonlu iki məsələyə tətbiq etmə sxemi.

Paraqraf 2.6.-da və 2.7.-də metrik tanıma metoduna əsaslanan neyron şəbəkəsinin çox məsələli tətbiqi üçün sadə bir misal göstərilir. Məsələn, şəkil 25-də iki sadə məsələnin bir neyron şəbəkəyə tətbiqi üçün sxem göstərilir. Hər bir məsələ iki obrazı

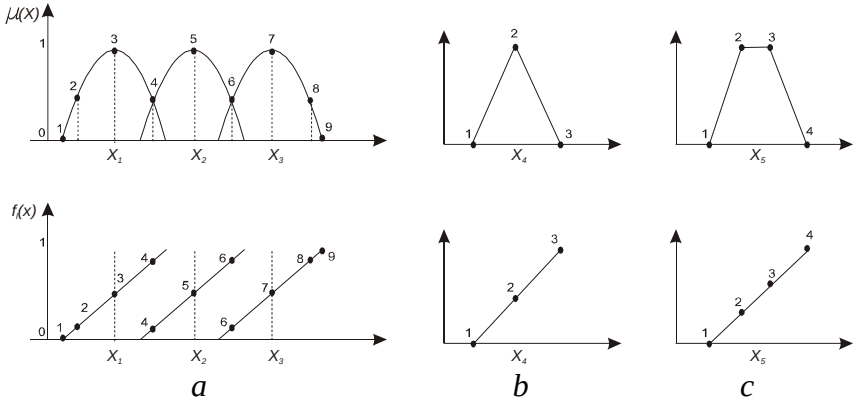
tanıyır. Birinci məsələ üçün Y_{out} = {*əyri1, əyri2*}, ikinci məsələ üçün Y_{out} = {7, 2}.

Paraqraf 2.8.-də II-ci fəsil ilə bağlı olan nəticələr təsvir olunur.

III fəsildə qeyri-səlis məsələlərə metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkələrin tətbiq oluna bilən sxemləri və alqoritmləri müzakirə olunur. Bu məsələ üçün alqoritmlər və sxemlər də təklif olunur [9].

Paraqraf 3.1.-də qeyri-səlis məsələ problemini əyrilər tanıma probleminə çevirmək üçün alqoritm təklif olunur. Bunun üçün qeyri-səlis çoxluqlar, qeyri-səlis çıxışlar və qeyri-səlis qaydalar bir dəst əyrilərə çevirilirlər.

Şəkil 26*abc*-də Δx_i diapazonlarda müəyyən edilmiş x_i qeyri - səlis çoxluq nümunələri göstərilir. Əgər, qeyri-səlis çoxluqlar ayrı-ayrı elementləri üzərində təyin olunarsa, bu halda çoxluqlarda seçilmiş ayrı-ayrı elementlərin dəsti ayrıca $\overline{X}$ etalon dəsti kimi təmsil oluna bilər.



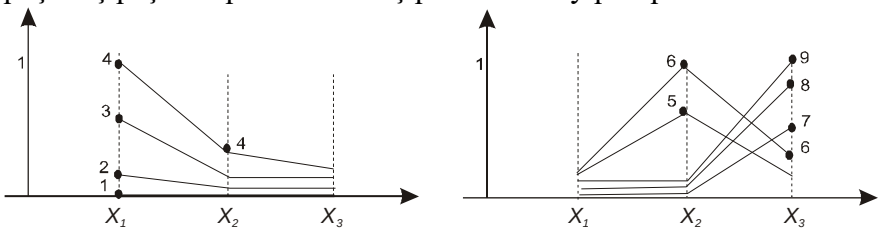
Şəkil 26. Çoxluqların xətti formaya çevrilməsi.

Şəkil 26*a*-da verilmiş çoxluq, 9 elementdən müəyyən edilmiş, üç X_1, X_2, X_3 qeyri-səlis alt çoxluqlarından ibarətdir. Hər seçilmiş çoxluq elementinə öz $\mu(x)$ dəyəri uyğundur. Eyni zamanda, əgər qeyri-səlis X_i alt çoxluq müəyyən diapazonunda $[x_{i,1}, x_{i,2}]$ təyin olunursa, bu zaman seçilmiş $x_{i,j}$ elementlərin xətti dəyərləri $f_l(x_{i,j})$ aşağıdaki kimi ifadə olunur:

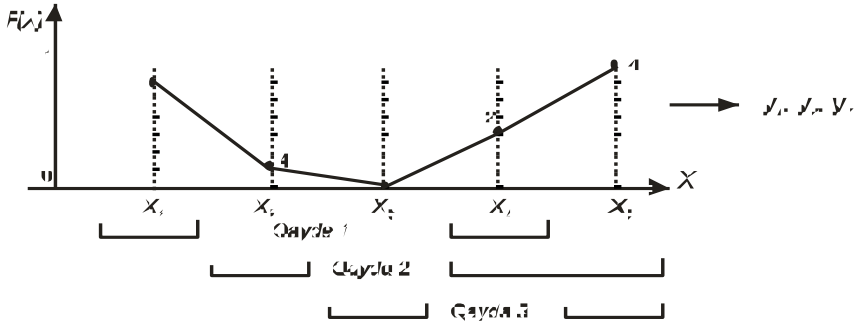
$$f_l(x_{i,j}) = \frac{1}{x_{i,2} - x_{i,1}} x_{i,j} + \frac{1}{x_{i,2} - x_{i,1}} x_{i,1} \qquad (33)$$

burada $f_l(x_i)$ - *i*-ci alt çoxluqun xət funksiyasıdır.

Əgər, şəkil 26*a*-da göstərilən hər bir qeyri-səlis alt çoxluqu əyrinin *X* çoxluğunda bir dəyəri ilə təmsil etmək olarsa, onda 3 nöqtədən ibarət olan, bir əyri alırıq. Eyni zamanda, əyrilərin sayını müəyyən etmək üçün, iki çoxluğa (və yaxud altçoxluğa) asılı deyə bilərik, o halda ki əgər, çoxluğun hər bir elementinə qarşı başqa çoxluqda bir element uyqun qəlir. Və iki çoxluğa (və yaxud altçoxluğa) müstəqil deyə bilərik, əgər çoxluğun hər bir elementinə qarşı başqa çoxluqda hər bir başqa element uyqun qələ bilər.



Şəkil 27. *X₁, X₂, X₃* alt çoxluqlar üçün əyrilər dəsti.



Şəkil 28. Etalon əyri nümunəsi.

Məsələn, şəkil 26a-da göstərilən alt çoxluqlar asılıdır, ona görə ki, bir çoxluğa aiddilər. Bu cür çoxluqlarda əyrilərin sayı çoxluqda seçilmiş elementlərin sayına uyğun gəlir. Şəkil 26-da göstərilən çoxluq üçün, Şəkil 27-də bu çoxluq üçun əldə edilən 9 $f_l(x_{i,j})$ xətti dəyərlərin əsasında, 9 mümkün əyrilər göstərilir. Tanınma sisteminin

çıxışında hər bir etalon əyriyə bir və ya daha çox y_i çıxış dəyərləri uyğun ola bilər (Şəkil 28). Şəkil 26-da göstərilən qeyri-səlis çoxluqların tətbiqi ilə, qeyri-səlis qaydalar nümunələrindən bir misal göstərək:

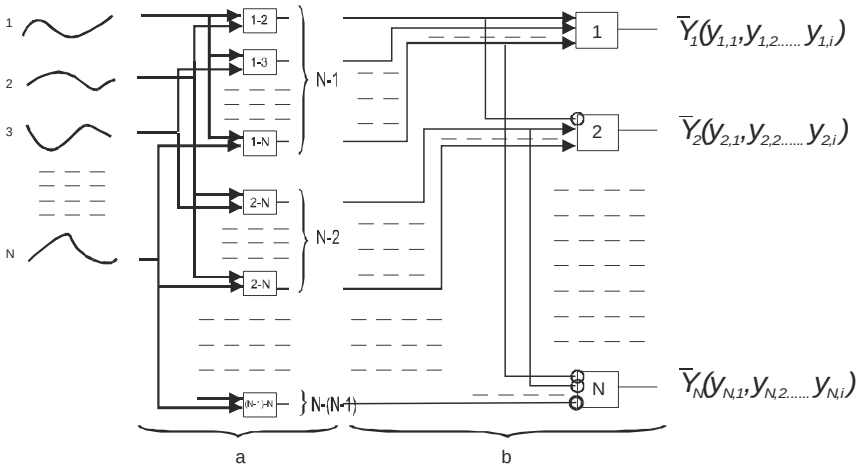
Qayda 1: Əgər x X_1-ə bərabərdirsə və x X_4 bərabərdirsə, bu zaman y Y_1-ə bərabərdir.

Qayda 2: Əgər x X_2-ə bərabərdir və x X_4 bərabərdir və ya x X_5-ə bərabərdir, bu zaman y Y_2-ə bərabərdir.

Qayda 3: Əgər x X_3 bərabərdir və ya x X_5 bərabərdir, bu zaman y Y_3-ə bərabərdir.

Şəkil 28-dən görünür ki, etalon əyriləri yuxarıda göstərilən 3 qeyri-səlis qaydaları özündə birləşdirir, və beləliklə etalon əyriyə tanıma sisteminin çıxışında, Y_1, Y_2, Y_3 çoxluqlara uyğun gələn, üç y_1, y_2, y_3 çıxışlar mövcüddur. Eynilə, əldə edilən əyrilərin tərkibinə, çoxluqların əsasında yaradılan, digər qaydalar da, daxil ola bilər.

Paraqraf 3.2.-də əldə edilmiş əyrilər dəstinin əsasında metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkə yaradılır və eyni zamanda, alınan neyron şəbəkə əsasında qeyri-səlis nəticənin son həllinin alınması üçün sxemlərdə göstərilir (Şəkil 29, 31).



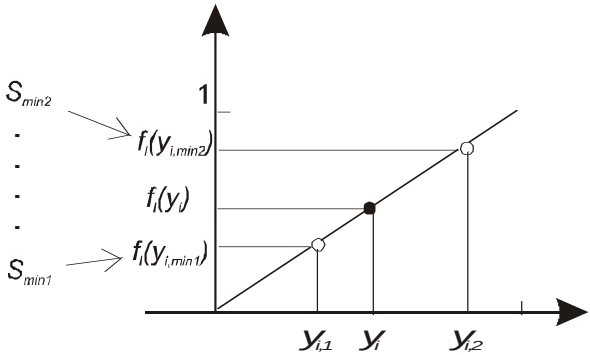
Şəkil 29. *N* obrazlar üçün neyron şəbəkəsi.

Şəkil 29-da neyron şəbəkəsinin hər i çıxışı üçün öz çıxış vektoru $\overline{Y}_i$ olacaqdır və əgər neyron şəbəkisində bu çıxışın dəyəri 1 olacaqsa, bu zaman həmin vektorda aktivləşəcək.

Neyron şəbəkəsinin (Şəkil 29) çıxış vektorun dəyərləri kimi, bütün çıxış çoxluqları üçün, xətti $f_l(y_{i,j})$ funksiyaların dəyərləri göstərilə bilər, eləcə də birbaşa istifadə olunan çıxış çoxluqlarının dəyərləri $\overline{Y}_i$ göstərilə bilər, hansılar ki, qeyri-səlis çıxış alqoritminə görə təyin olunurlar, və yaxud əgər xətti $f_l(y_{i,j})$ funsiyasının dəyərləri məlumdursa, onda çıxış dəyərləri (33) ifadədən təyin oluna bilərlər:

$$y_{i,j} = \left(y_{i,2} - y_{i,1}\right)\left(f_l(y_{i,j}) - \frac{1}{y_{i,2} - y_{i,1}} y_{i,1}\right) \qquad (34)$$

Daha dəqiq Y_i dəyərləri əldə etmək üçün, yaxınlıq S_k əmsallarının dəyərləri əsasında, çıxış dəyərlərinin aralıq nəticələrini təyin etmək lazımdır.



Şəkil 30. Aralıq dəyərlərin təyini.

Bunun üçün tanımalı olan giriş əyriyə görə, ən yaxın iki $S_{\min 1}$ və $S_{\min 2}$ etalon əyrilərin S_k yaxınlıq əmsalları müəyyən olunur (Şəkil 30). Bu halda $f_l(y_i)$ xətti funksiyanın çıxış dəyəri bu ifadə ilə müəyyən olunacaq:

$$\frac{f_l(y_{i,\min 1}) - f_l(y_i)}{f_l(y_i) - f_l(y_{i,\min 2})} = \frac{\sqrt{S_{\min 1}/N}}{\sqrt{S_{\min 2}/N}}, \qquad (35)$$

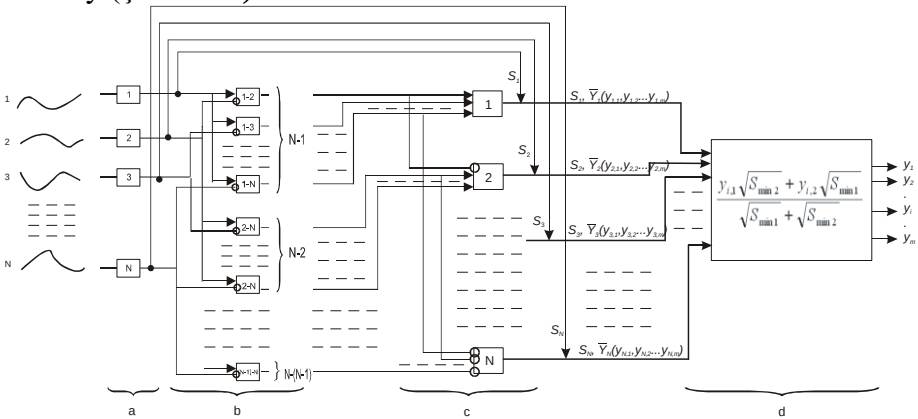
burada $f_l(y_i)$ - i-ci çıxış dəyişən üçün xətti funksiyanın aralıq dəyəridir, $f_l(y_{i,\min 1})$, $f_l(y_{i,\min 2})$ - neyron şəbəkənin çıxışlarında i-ci çıxış dəyəri üçün ən yaxın iki etalon əyrilərinə uyğun gələn xətti funksiyaların dəyərləridir (Şəkil 29), N - əyrilərin X oxunun bölmələrinin sayıdır.

Funksiya f_l öz dəyişəninə görə xətti olduğu üçün, onda (35) ifadəsində f_l funksiyanın dəyəri dəyişənlərin dəyəri ilə əvəz edilə bilər:

$$\frac{y_{i,\min 1} - y_i}{y_i - y_{i,\min 2}} = \frac{\sqrt{S_{\min 1}/N}}{\sqrt{S_{\min 2}/N}}, \text{ onda}$$

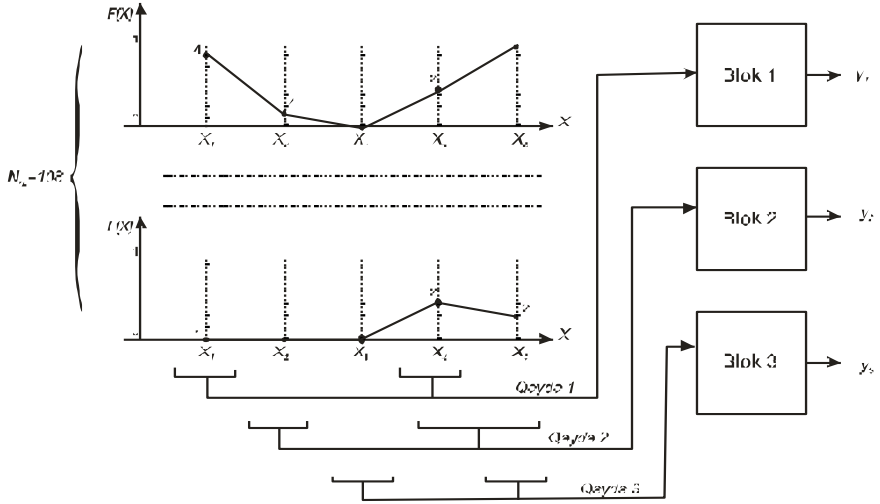
$$y_i = \frac{y_{i,\min 1}\sqrt{S_{\min 2}} + y_{i,\min 2}\sqrt{S_{\min 1}}}{\sqrt{S_{\min 1}} + \sqrt{S_{\min 2}}} \qquad (36)$$

İfadə (36) bütün qeyri-səlis çoxluqların çıxış dəyərləri üçün çıxış dəyərlərini təyin edir, yəni son çıxışı tapmaq üçün defazifikasiya prosesini yerinə yetirir. (36) ifadəsini həyata keçirmək üçün, $S_{\min 1}$, $S_{\min 2}$ dəyərlərləri təyin etmək lazımdır, bunları da birbaşa neyron şəbəkədən əldə etmək mümkündür. Bunun üçün neyron şəbəkəsinə (Şəkil 29) xətti neyronlardan (aktivasiya funksiyaları (15) neyronların öz dəyərlərinə bərabər olan) ibarət olan sıfır lay (Şəkil 31*a*) əlavə olunur.



Şəkil 31. *N* obraz üçün neyron şəbəkəsi və defasifikasiya bloku.

Paraqraf 3.3.-də çəki cədvəllərin ölçüsünü və neyronların sayını azaltmaq üçün və şəkil 31-də sxemi sadələşdirmək üçün imkanlar nəzərdən keçirilir. Bu məqsədlə bir sıra qeyri-səlis qaydalarla müəyyən edilmiş əyrilər diapazonlara bölünür və beləliklə, metrik tanıma metoduna əsaslanan bir neyron şəbəkəsinin çox bloklu struktura çevrilməsi təklif olunur (Şəkil 32). Neyron şəbəkə neyronların sayını minimuma endirmək məqsədi ilə, bir blokdan ibarət olan, neyron şəbəkəsinin tətbiqi də nəzərdən keçirilir.



Şəkil 32. Neyron şəbəkənin ayrı-ayrı bloklara bölünməsi.

Paraqraf 3.4.-də metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkələri ilə əlaqəli qeyri səlis çoxluqları yaradan mütəxəssis münasibətlərini seçmək üçün alqoritmlər təklif olunur.

Paraqraf 3.5.-də III-cü fəsilin nəticələri təsvir olunur.

Fəsil IV-də metrik tanıma metoduna əsaslanan neyron şəbəkənin tam əlaqəli çox laylı perseptrona çevirmə məsələsinə həsr olunur [18, 19]. Bu məqsədlə, metrik tanıma metodları əsasında neyron şəbəkəsinin çəki və həd dəyərlərinin paylanmasını təyin edən şərtlər araşdırılır. Nəticədə, tam əlaqəli və natamam əlaqəli neyron şəbəkəsi üçün ikinci və üçüncü laydakı neyronların çəki və həd dəyərlərinin paylanması üçün lazım olan şərtlər araşdırılır. Metrik tanıma metoduna əsaslanan, tam əlaqəli çox laylı perseptronun çəki və həd dəyərlərini hesablamaq üçün ümumiləşdirilmiş bir alqoritm

da təklif olunur. Metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkəsi çox laylı perseptronun xüsusi bir növü olduğu göstərilir və klassik öyrənmə alqoritmləri ilə, öyrədilmə imkanı da göstərilir. Eyni zamanda, ənənəvi çox laylı perseptron sxemlərindən fərqli olaraq, yaradılan çox laylı perseptron, metrik tanıma metodunun bütün üstünlüklərini özündə saxlaması qabiliyəti də, göstərilir.

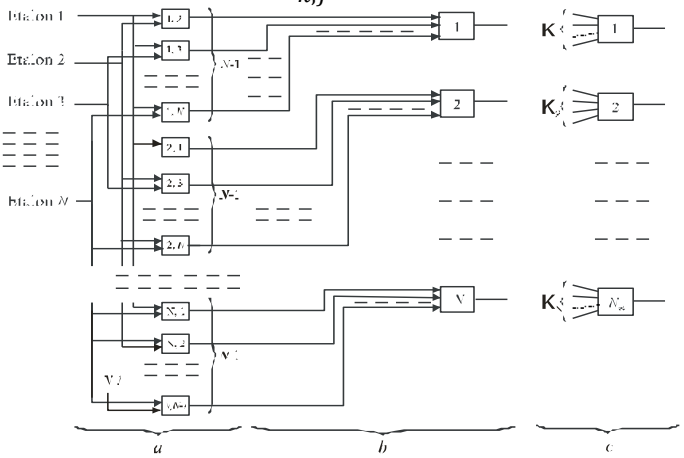
Paraqraf 4.1.-də bu məsələnin həllinin, məqsədə uyğun olduğu göstərilir.

Paraqraf 4.2.-də neyron şəbəkəsinin ikinci layı üçün çəki və həd dəyərlərinin ümumi hesablanma qanunları araşdırılır. Şəkil 2-də natamam əlaqəli şəbəkənin sxemi üçün ikinci layın k neyronun giriş çəkisi $w_{k,j}^{(2)}$ və həd $H_k^{(2)}$ paylanarak aşağıdakı şərtin yerinə yetirilməli olduğu göstərildi.

$$\sum_{\substack{j=1 \\ (j\neq k)}}^{N-1} w_{k,j}^{(2)} - w_{k,j\ min}^{(2)} < H_k^{(2)} \leq \sum_{\substack{j=1 \\ (j\neq k)}}^{N-1} w_{k,j}^{(2)} \qquad (37)$$

burada $w_{k,j\ min}^{(2)}$ - ikinci layın k neyronun minimal $w_{k,j}^{(2)}$ çəki dəyəridi.

O cümlədən, göstərilmişdir ki, ikinci lay üçün k neyronun aktivasiya funksiyasının (5) şərtini yerinə yetirmək üçün, ikinci layda neyronun bütün j girişlərində $w_{k,j}^{(2)} > 0$ şərti yerinə yetirilməlidi.



Şəkil 33. Metrik tanıma metodlarına əsaslanan üç laylı sıxılmamış neyron şəbəkəsi.

$$\begin{cases} f\left(Sn_k^{(2)}\right) = 1, \ əgər \ Sn_k^{(2)} \geq H_k^{(2)} \\ f\left(Sn_k^{(2)}\right) = 0, \ əgər \ Sn_k^{(2)} < H_k^{(2)} \end{cases} \quad (38)$$

burada $Sn_k^{(2)}$- ikinci layda *k* neyronun dəyər funksiyasıdır.

Şəkil 33-dən əmələ qələn tam əlaqəli neyron şəbəkəsi üçün ikinci layda *k* neyronun dəyər ifadəsi aşağıda göstərilir:

$$Sn_k^{(2)} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{\substack{j=1 \\ (j \neq i)}}^{N-1} \left(w_{i,j}^{(2)} f\left(Sn_{i,j}^{(1)}\right)\right), \quad (39)$$

burada *i*, *j* cüt bölünən etalonların nömrələrini təyin edir (Şəkil 33*a*). Eyni zamanda, əlavə edilmiş bütün əlaqələr üçün ($i \neq k$) ikinci layda, *k* neyronun aktivasiya funksiyasının (5) sabitliyini qorumaq üçün, şərtlər göstərilir (40), (41) ifadələrində:

$$\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j \neq i, \\ w_{i,j}^{(2)} \geq 0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} < H_k^{(2)} - \left(\sum_{\substack{j=1, \\ j \neq k}}^{N-1} \left(w_{k,j}^{(2)} f\left(Sn_{k,j}^{(1)}\right)\right) - w_{k,j\ min}^{(2)} \right), \quad (40)$$

$$\left| \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j \neq i, \\ w_{i,j}^{(2)} < 0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} \right| \leq \sum_{\substack{j=1, \\ J \neq k}}^{N-1} \left(w_{k,j}^{(2)} f\left(Sn_{k,j}^{(1)}\right)\right) - H_k^{(2)}, \quad (41)$$

burada (40), (41) ifadələrin sol tərəfləri *k* neyronu üçün $w_{i,j}^{(2)}$ cəminin müsbət və mənfi komponentləridir, ($i \neq k$). Göstərilən şərtlər (40), (41) uyğun gəlmirsə, o zaman, ikinci layda *k* neyronun çıxışında səhv dəyərlər meydana çıxa bilər.

Paraqraf 4.3.-də neyron şəbəkəsinin üçüncü layı üçün çəki və həd dəyərlərinin ümumi hesablama şərtləri araşdırılır. Üçüncü lay üçün aktivasiya funksiyası ifadəsi göstərilir (42)-də:

$$\begin{cases} f\left(Sn_k^{(3)}\right) = 1, \ əgər \ Sn_k^{(3)} \geq H_k^{(3)} \\ f\left(Sn_k^{(3)}\right) = 0, \ əgər \ Sn_k^{(3)} < H_k^{(3)} \end{cases} \quad (42)$$

Natamam əlaqəli neyron şəbəkəsi üçün (Şəkil 33) üçüncü layda *k* neyronun həd dəyərinin $H_k^{(3)}$ diapazonu (43) ifadəsində göstərilir:

$$0 < H_k^{(3)} \leq w_{k,j}^{(3)(\min)} \tag{43}$$

Burada $w_{k,j}^{(3)(\min)}$ - üçüncü layın k neyronun $w_{k,j}^{(3)}$ çəkinin minimum dəyəridir.

Tam əlaqəli neyron şəbəkəsinin üçüncü layında əlavə edilmiş əlaqələrin $(j \neq j_k)$ çəki $w_{k,j}^{(3)}$ diapazonu dəyərləri üçün şərtlər müəyyənləşdirilmiş və göstərilmişdir:

$$\sum_{\substack{j=1,\\ j\neq j_k,\\ w_{k,j}^{(2)}\geq 0}}^{N} w_{k,j}^{(3)} < H_k^{(3)} \tag{44}$$

$$\left| \sum_{\substack{j=1,\\ j\neq j_k,\\ w_{k,j}^{(2)}<0}}^{N} w_{k,j}^{(3)} \right| \leq w_{k,j_k}^{(3)(min)} - H_k^{(3)}, \tag{45}$$

Burada j_k - üçüncü layın k neyronun j girişidi, və ikinci layın, o neyronları ilə birləşən əlaqəsidir ki, hansılar ki, k obrazın etalonlarına cavab verir. $w_{k,j_k}^{(3)(min)}$ - j_k əlaqələri üçün minimum çəki dəyəridir. (44, 45) ifadələrin sol tərəfləri üçüncü lay üçün k neyronun bütün əlavə edilmiş əlaqələri üçün $(j \neq j_k)$ çəki cəmlərin müsbət və mənfi komponentləridir.

Paraqraf 4.4.-də və paraqraf 4.3.-də göstərilən nəticələrə əsaslanaraq, metrik tanıma metodu əsasında yaradılan perseptron üçün həd və çəki dəyərlərinin hesablaması üçün ümumi bir alqoritm təklif edilmişdir. Tam əlaqəli neyron şəbəkənin ikinci layın çəkilərini və hədlərini təyin etmək üçün təklif olunan alqoritm aşağıda göstərilən kimi işləyir:

1. Mövcud etalon dəsti əsasında və şəkil 33-də olan sxemə əsaslanaraq, neyron şəbəkəsi yaradılır və şəbəkə tam əlaqəli çox laylı perseptrona çevrilir. Belə bir halda, birinci lay üçün neyronların sayı (7) ifadə ilə hesablanır, ikinci lay üçün neyronların sayı etalonların sayı ilə müəyyən edilir, üçüncü lay üçün neyronların sayı obrazların sayı ilə təyin edilir.

2. k neyronun bütün əlavə edilmiş əlaqələri üçün $(i \neq k)$

çəkilər dəyərləri $w_{i,j}^{(2)}$ təsadüfi şəkildə seçilir.

3. Ayrıca olaraq, alınan müsbət və mənfi $w_{i,j}^{(2)}$ dəyərlərdən S_1 və S_2 cəmləri hesablanır:

$$S_1 = \sum_{\substack{i=1 \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}\geq 0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)}, \quad S_2 = \left| \sum_{\substack{i=1 \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}<0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} \right| \qquad (46)$$

4. Minimum $w_{k,j\ min}^{(2)}$ dəyər (26) ifadəyə görə təyin olunur:

$$w_{k,j\ min}^{(2)} = S_1 + S_2 + \beta, \qquad (47)$$

burada β - hər hansı bir müsbət rəqəmdir, $\beta \in (0, \infty)$. (47) ifadəsi (44) və (45) ifadələrin sağ və sol tərəflərinin cəmləşdirilməsindən və sonra bərabərsizliyi bərabərliyə gətirilməsindən irəli gəlir:

$$\sum_{\substack{i=1, \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}\geq 0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} + \left| \sum_{\substack{i=1,, \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}<0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} \right| << H_k^{(2)} -$$

$$\left(\sum_{\substack{j=1, \\ j\neq k}}^{N-1} \left(w_{k,j}^{(2)} f\left(Sn_{k,j}^{(1)} \right) \right) - w_{k,j\ min}^{(2)} \right) + + \sum_{\substack{j=1, \\ J\neq k}}^{N-1} \left(w_{k,j}^{(2)} f\left(Sn_{k,j}^{(1)} \right) \right) -$$

$$H_k^{(2)} \qquad (48)$$

$$\sum_{\substack{i=1 \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}\geq 0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} + \left| \sum_{\substack{i=1, \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}<0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} \right| < w_{k,j\ min}^{(2)} \qquad (49)$$

$$\sum_{\substack{i=1, \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}\geq 0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} + \left| \sum_{\substack{i=1, \\ i\neq k}}^{N-1} \sum_{\substack{j=1, \\ j\neq i, \\ w_{i,j}^{(2)}<0}}^{N-1} w_{i,j}^{(2)} \right| + \beta = w_{k,j\ min}^{(2)} \qquad (50)$$

5. $w_{k,j}^{(2)} \geq w_{k,j\ min}^{(2)}$ şərti nəzərə alaraq, qalan $w_{k,j}^{(2)}$ çəki dəyərlərini də, təsadüfi şəkildə, seçirik və o cümlədən, S_k dəyərinidə təyin edirik.

$$S_k = \sum_{\substack{j=1,\\ j\neq k}}^{N-1} \left(w_{k,j}^{(2)} f\left(Sn_{k,j}^{(1)} \right) \right) \tag{51}$$

6. Bu neyron üçün $H_k^{(2)}$ həd dəyərini də, təyin edirik:

$$H_k^{(2)} = \left(S_k - w_{k,j\ min}^{(2)} \right) + S_1 + c, \tag{52}$$

burda $c \in (0;\ \beta]$

7. Növbəti k+1 neyronuna keçirik və alqoritmi 2-ci mərhələdən davam edirik.

Üçüncü lay üçün $w_{k,j}^{(3)}$ və $H_k^{(3)}$ dəyərləri müəyyən edilmə alqoritmi, 4-cü addımda $w_{k,j_k}^{(3)(min)}$ dəyərinin düsturu ilə fərqlənir:

$$w_{k,j_k}^{(3)(min)} = S_1 + S_2 + \beta\ , \tag{53}$$

burada

$$S_1 = \sum_{\substack{j=1,\\ j\neq j_k,\\ w_{k,j}^{(2)}\geq 0}}^{N} w_{k,j}^{(3)}\ , S_2 = \left| \sum_{\substack{j=1,\\ j\neq j_k,\\ w_{k,j}^{(2)}<0}}^{N} w_{k,j}^{(3)} \right|, \tag{54}$$

və üçüncü layda k neyronu üçün $H_k^{(3)}$ həd dəyəri (23) ifadəsi ilə, təyin edilir:

$$H_k^{(3)} = S_1 + c \tag{55}$$

burada $c \in (0;\ \beta]$.

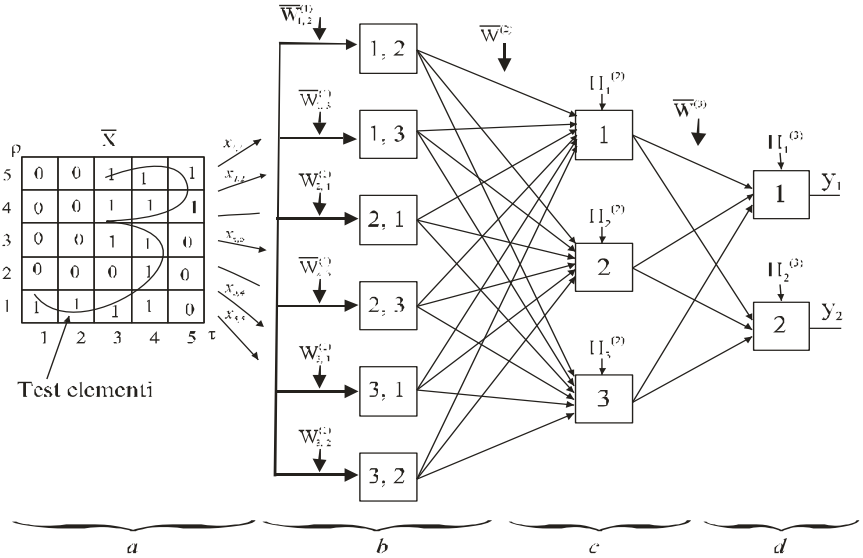
Paraqraf 4.5.-də, Widrou Hoff metodunun öyrənmə alqoritminə əsaslanaraq, həd və çəki dəyərlərin paylanmasının riyazi əsaslandırılması gətirilir. Bu öyrənmə alqoritminə əsaslanaraq, tam əlaqəli çox laylı perseptronun təlim prosesində, çəki və həd dəyərlərinin paylanmasının bu şərtləri (40), (41), (43), (44), (45), (49) istiqamətində getməsi göstərilib.

Paraqraf 4.6.-də hesablanmış parametrlər ilə, tam əlaqəli çox laylı perseptronun yaradılması təqdim olunur. Şəkil 34-də göstərilən

üç etalon dəstindən ibarət olaraq, iki əlyazma təsvirinin {4, 3} tanınma məsələsi verilmişdir.

Şəkil 34. İki obraz üçün üç etalon nümunəsi.

Göstərilən misalda metrik tanıma metodunun əsasında çox laylı perseptron yaradılır. İkinci (Cədvəl 5) və üçüncü (Cədvəl 6) laylarda həd və çəki dəyərlərini hesablamaq üçün ümumi alqoritmdən istifadə olunur.



Şəkil 35. Üç laylı neyron şəbəkəsi, (*a*) giriş test $\overline{X}$ elementi (*b*) birinci lay, (*c*) ikinci lay, (*d*) üçüncü lay.

Cədvəl 5. İkinci lay üçün $w_{i,j}^{(2)}$ çəkilərin və digər alqoritm parametrlərinin dəyərləri.

k neyron üçün $w_{i,j}^{(2)}$							2-ci lay üçün alqoritm parametrləri						
k \ i, j	1, 2	1, 3	2, 1	2, 3	3, 1	3, 2	S_1	S_2	β	$w_{k,j\ min}^{(2)}$	S_k	c	$H_k^{(2)}$
1	19	15	-2	-2	3	4	7	4	4	15	34	3	29
2	-4	2	11	14	0	3	5	4	2	11	25	1	20
3	-5	3	2	5	22	17	10	5	2	17	39	1	33

Cədvəl 6. Üçüncü lay üçün $w_{k,j}^{(3)}$ çəkilərin və digər alqoritm parametrlərinin dəyərləri.

k neyron üçün $w_{k,j}^{(3)}$				Üçüncü lay üçün alqoritm parametrləri						
k \ j	1	2	3	S_1	S_2	β	$w_{k,j_k}^{(3)(min)}$	S_k	c	$H_k^{(3)}$
1	*7*	2	5	2	0	3	5	12	2	4
2	1	9	-4	1	4	4	9	9	1	2

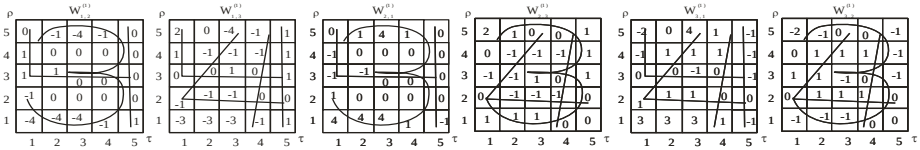
Cədvəl 7. Şəkil 35-də göstərilən $\overline{X}$ = {3} elementi üçün, neyronların və aktivasiya funksiyalarının dəyərləri.

Birinci lay				Ikinci lay				Üçünci lay				$Y_{çıx}$
№ (i, j)	$Sn_{i,j}^{(1)}$	$f(Sn_{i,j}^{(1)})$		№ k	$Sn_k^{(2)}$	$f(Sn_k^{(2)})$		№ k	$Sn_k^{(3)}$	$y_k = f(Sn_k^{(3)})$		
1, 2	-18	≥ 0	0	1	-1	≥29	0	1	2	≥4	0	-
1, 3	-14	≥ 0	0	2	25	≥20	1	2	9	≥2	1	{3}
2, 1	18	≥ 0	1	3	29	≥33	0					
2, 3	3	≥ 0	1									
3, 1	14	≥ 0	1									
3, 2	-3	≥ 0	0									

2, 3 cədvəllərdə giriş "3" test elementin əsasında neyron şəbəkə neyronların parametrləri göstərilmişdir (Şəkil 35). Bu misal göstərir

ki, hesablanmış neyron şəbəkəsi düzgün işləyir və əlyazma "3" rəqəmi düzgün müəyyənləşdirilir.

Cədvəl 7-də neyronların dəyərləri $Sn_{i,j}^{(1)}$ (3) ifadəsi ilə təyin olunur. Birinci layın çəki cədvəlləri (13), (14) ifadələrinə əsaslanaraq hesablanmışdır və Şəkil 36-da göstərilmişdir.



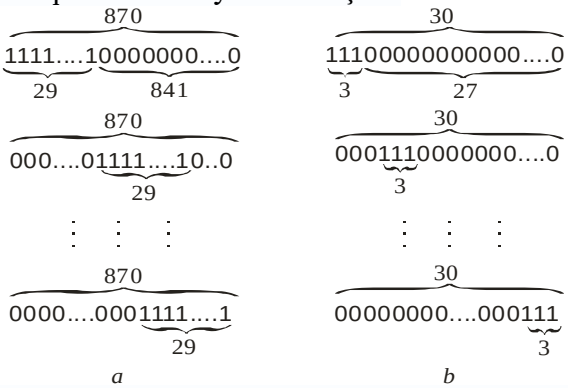
Şəkil 36. Neyron şəbəkəsinin birinci lay üçün çəki cədvəlləri.

Paraqraf 4.7.-də ən yaxın qonşu metodun əsasında yaradılan perseptron və klassik çox laylı perseptron üçün, MNIST bazasına əsaslanan, müqayisəli təcrübə aparılmışdı. MNIST bazası 60.000 təlim nümunə rəqəmlərdən və 10.000 test nümunə rəqəmlərdən ibarətdir. Müqayisəli təcrübə Python proqramlaşdırma mühitində və Keras modulundan istifadə edilərək həyata keçirilmişdir. Hesablanmış neyron şəbəkəsini yaratmaq üçün MNIST verilənlər bazasından təsadüfi olaraq, 30 etalon seçilir (hər rəqəmdən 3 etalon). Neyron şəbəkəsinin quruluşu şəkil 33-də göstərilən sxemə uyğun olaraq, tam əlaqəli çox laylı perseptrona çevrilməsi ilə müəyyən edilmişdir. Nəticədə birinci lay üçün neyronların sayı 870, ikinci lay üçün - 30, üçüncü lay üçün - 10 neyron təyin olunmuşdur. Öyrənmə alqoritmi üçün qradiyent enmə alqoritmi istifadə edilmişdir (back propagation). Enmə qradiyentin istiqamətini qiymətləndirmək üçün 200 simvoldan istifadə olunmuşdur. Müqayisəli analiz iki təcrübə əsasında aparılmışdır. Yaradılan neyron şəbəkəsi əvvəlcə, çəki və həd dəyərlərini hesablamadan, klassik şəkildə öyrənmə alqoritmi ilə öyrədildi. Bu təlim nəticəsində 100-cü dövrdə neyron şəbəkəsinin təlim dəstində 96.9% və test dəstində 95% nəticə əldə edilmişdir:

Train on 54000 samples, validate on 6000 samples Epoch 1/10054000/54000

[==========] - 9s - loss: 1,2561- acc: 0,7101 - val_loss: 1,3643 - val_acc: 0,6712 Epoch 1/10054000/54000
[==========] - 9s - loss: 0,7112- acc: 0,8392 - val_loss: 0,7344 - val_acc: 0,8235 Epoch 2/10054000/54000
[==========] - 11s - loss: 0,5547- acc: 0,8792 - val_loss: 0,5763 - val_acc: 0,8689 Epoch 3/10054000/54000
……
[==========] - 12s - loss: 0,1121- acc: 0,9803 - val_loss: 0,1181 - val_acc: 0,9686 Epoch 99/10054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0,1175- acc: 0,9822 - val_loss: 0,1175- val_acc: 0,9691 Epoch 100/10054000/54000
[==========] - 11s - loss: 0,1191- acc: 0,9728 - val_loss: 0,1209- val_acc: 0,9502 10000/10000

İkinci təcrübə üçün eyni neyron şəbəkəsi istifadə olunmuşdur. Çəki və həd dəyərləri [-1, 1] aralığına qədər miqyaslanmışdır. İkinci və üçüncü layların çəki dəyərləri, şəkil 37-də göstərilən sxemə uyğun olaraq, 0 və 1 rəqəmləri ilə təyin edilmişdir.



Şəkil 37 (a). İkinci lay üçün çəkilərin dəyəri, (b) Üçüncü lay üçün çəkilərin dəyəri.

Təcrübədə neyron şəbəkəsi yenədə gradiyent enmə alqoritmi ilə öyrədilmişdir. Təlim nəticələri aşağıdakı siyahıda göstərilir:

[==========] - 9s - loss: 0.2293 - acc: 0.9679 - val_loss: 0.1094 - val_acc: 0.9604Epoch1/2054000/54000
[==========] - 9s - loss: 0.0814 - acc: 0.9753 - val_loss: 0.0918 - val_acc: 0.9711 Epoch 2/2054000/54000
[==========] - 11s - loss: 0.0534 - acc: 0.9867 - val_loss: 0.0773 - val_acc: 0.9775 Epoch 3/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0356 - acc: 0.9879 - val_loss: 0.0622 - val_acc: 0.9807 Epoch 4/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0243 - acc: 0.9912 - val_loss: 0.0739 - val_acc: 0.9779 Epoch 5/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0221 - acc: 0.9941 - val_loss: 0.0753 - val_acc: 0.9815 Epoch 6/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0212 - acc: 0.9926 - val_loss: 0.0845 - val_acc: 0.9774 Epoch 7/2054000/54000
[==========] - 13s - loss: 0.0174 - acc: 0.9915 - val_loss: 0.0884 - val_acc: 0.9772 Epoch 8/2054000/54000
[==========] - 14s - loss: 0.0128 - acc: 0.9948 - val_loss: 0.0833 - val_acc: 0.9756 Epoch 9/2054000/54000
[==========] - 13s - loss: 0.0118 - acc: 0.9977 - val_loss: 0.0834 - val_acc: 0.9820 Epoch 10/2054000/54000
[==========] - 13s - loss: 0.0121 - acc: 0.9965 - val_loss: 0.0863 - val_acc: 0.9795 Epoch 11/2054000/54000

[==========] - 13s - loss: 0.0169 - acc: 0.9954 - val_loss: 0.0781 - val_acc: 0.9836 Epoch 12/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0091 - acc: 0.9966 - val_loss: 0.1015 - val_acc: 0.9811 Epoch 13/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0071 - acc: 0.9979 - val_loss: 0.0920 - val_acc: 0.9814 Epoch 14/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0111 - acc: 0.9969 - val_loss: 0.1177 - val_acc: 0.9773 Epoch 15/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0115 - acc: 0.9967 - val_loss: 0.0831 - val_acc: 0.9808 Epoch 16/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0073 - acc: 0.9976 - val_loss: 0.0807 - val_acc: 0.9835 Epoch 17/2054000/54000
[==========] - 13s - loss: 0.0089 - acc: 0.9972 - val_loss: 0.0924 - val_acc: 0.9825 Epoch 18/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0073 - acc: 0.9975 - val_loss: 0.0804 - val_acc: 0.9836 Epoch 19/2054000/54000
[==========] - 12s - loss: 0.0079 - acc: 0.9969 - val_loss: 0.0815 - val_acc: 0.9831 Epoch 19/2054000/54000
[==========] - 11s - loss: 0.0055 - acc: 0.9975 - val_loss: 0.1212 - val_acc: 0.980210000/10000

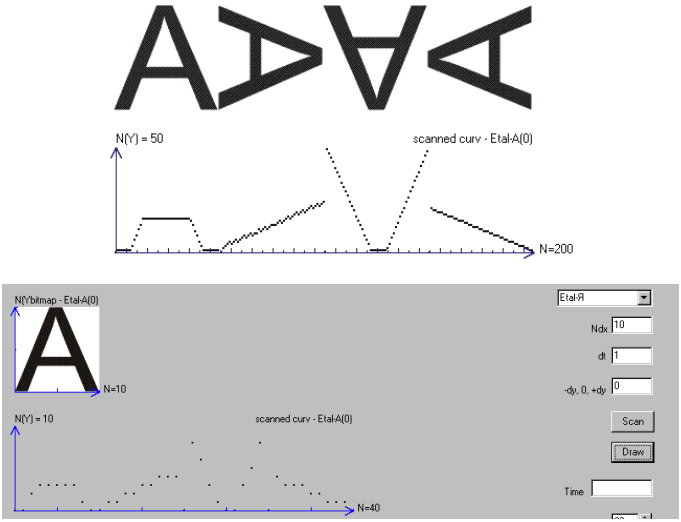
Yuxarıdakı siyahıda, 20-ci dövrdə nəticənin 98% olduğunu görmək olur. Bu nəticə əvvəlki təcrübənin nəticəsindən 2% daha yüksəkdir və əvvəlki təcrübədən 5 dəfə daha sürətli əldə edilmişdir (100/20 = 5). Bundan əlavə, yuxarıdakı təlim siyahısının nəticələrinə görə, ilk təlim dövründən sonra test məlumatlarında nəticənin 96% -ə çatdığını görmək olur.

Paraqraf 4.8.-də 4-cü fəsil ilə bağlı nəticələr təsvir olunur.

V fəsildə təklif olunan neyron şəbəkə arxitekturaları üçün simvollar, foto şəkillər, mətnlər və s. kimi müxtəlif giriş tanıma obyektləri ilə bağlı tətbiq yolları və yanaşmaları müzakirə olunub [1-7, 11, 16, 17, 19, 20].

Paraqraf 5.1.-də təsvirlərdə və şəkillərdə obyektlərin seçilməsi üçün təklif olunan alqoritm nəzərdən keçirilir. Bu yanaşma ilə, fotoşəkillərdə və səhnələrdə seçilən obyektlər, tanınmaq üçün təklif olunan neyron şəbəkələrin girişlərində istifadə oluna bilər [7, 11].

Paraqraflar 5.2., 5.3., 5.4., 5.5., 5.6. mətnlərin və simvolların seçilməsi, işlənməsi və təqdimatı üçün alqoritmlər (Şəkil 38) nəzərdən keçirilir [1-6].



Şəkil 38. Fərqli diskret addımları ilə çap "A" simvol üçün əyrilər nümunələrin alınması.

Paraqraf 5.7.-də təklif olunan neyron şəbəkələri üçün istifadə edilə bilən rəmzləri yamac, fırlanma ilə təmsil etmə üsulları və imkanları nəzərdən keçirilir [19, 20].

Paraqraf 5.8.-də metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkələri tərəfindən insan üz tanıma probleminin həlli üçün

yanaşmalar nəzərdən keçirilir. Neyron şəbəkəsinin girişlərinə insan üz şəkillərinin təqdim edilməsi üsulu da, göstərilmişdir [19].

Paraqraf 5.9.-da Təklif olunan neyron şəbəkələr üçün üç ölçülü çəki cədvəlinin yaradılması imkanı nəzərdən keçirilir. Bu məsələn, ağ-qara və ya rəngli şəkillərin tanıma məsələrində istifadə oluna bilər [19].

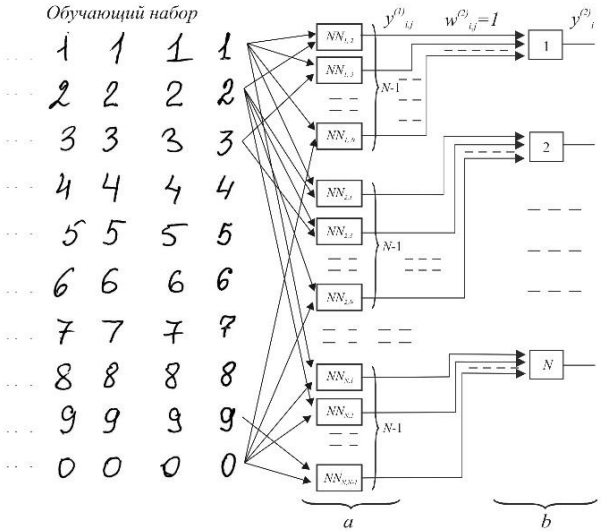
Paraqraf 5.10., 5.11, 5.12-də mətn məzmununun təhlili problemi üçün metrik tanıma metoduna əsaslanan neyron şəbəkəsindən istifadə üsulları və yanaşmaları nəzərdən keçirilir [10, 12, 13, 16, 17, 24]. Xüsusilə dissertasiyaların müdafiəsi üçün elektron elmi seminarın tətbiqində: şura üzvlərini seçmək üçün, məqalələrin mövzularını müəyyənləşdirmək üçün, məqalələrin mətnlərini təhlil etmək üçün bir misal nəzərdən keçirilmişdir [10, 13, 16, 24]. Məqələlərin tərkibində olan, açar sözlərə əsaslanaraq təklif olunan neyron şəbəkənin girişlərinə məlumatın təqdimetmə üsulu nəzərdən keçirilir. Beləliklə neyron şəbəkəsi elmi şuranın tərkibi üçün istədiyi mövzu üzrə müəllif, seçimini həyata keçirə bilər.

Burada təklif olunan neyron şəbəkələr arxitekturalarından istifadə edərək, mətn analizi ilə daha bir nümunə təqdim olunmuşdur. Vətəndaşların dövlət təşkilatlarına elektron müraciət məktublarının mətn məzmununa görə, dövlət təşkilatının adı və elektron ünvanı müəyyənləşdirilməsi misalı nəzərdən keçirilmişdir [12]. Bu məsələnin həlli dövlət qurumlarına müraciət prosedurunun avtomatlaşdırılması üçün lazımdır. Belə bir yanaşma, məktubun məzmunundan dövlət təşkilatlarının adlarının və eletron ünvanlarının (e-mail) araşdırılması və çeşidlənməsi prosedur işini, avtomatlaşdırmağa imkan yaradır.

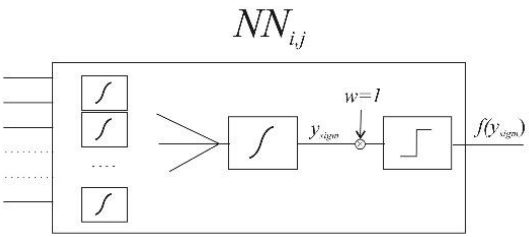
Fəsil VI-da metrik tanıma metodlarını tətbiq edən neyron şəbəkələrin arxitekturuna əsaslanaraq, təsvirlərin (klasların, obrazların) cüt ardıcıl ayıran neyron şəbəkə arxitekturası təklif olunur [22, 23]. Bunu etmək üçün, neyron şəbəkəsi bloklara bölünür, və hər bir blok iki obrazın ayrılması və tanınması işini yerinə yetirir. Bu yanaşma, neyron şəbəkəsinin genişləndirilməsini və, əvvəlki çəki və həd dəyərlərini dəyişdirmədən, tanıma probleminə yeni obrazları əlavə etmək prosedurunu xeyli asanlaşdırır.

Bu məqsədlə, paraqraf 6.1-də. bu problemin formalaşdırılması və məqsədi təqdim olunur.

Paraqraf 6.2.-də obrazların cüt ardıcılıqla ayıran iki laylı neyron şəbəkəsinin arxitekturası verilmişdir (Şəkil 39) [22]. Neyron şəbəkəsinin birinci layında neyronların yerində NN_{ij} neyron şəbəkələrin blokları yerləşdirilir. Hər bir blok iki, üç və ya daha çox laydan ibarətdir (Şəkil 40) və hər blok iki obrazın ayrılmasını həyata keçirir. Blokların NN_{ij} çıxış nəticələrinin birləşməsi ikinci layda baş verir (Şəkil 39*b*). Şəkil 39*a*-da rəqəmlərin tanıma problemi nümunəsindən istifadə edərək, təlim bazasının neyron şəbəkəsinin girişlərinə vermə qaydası üçün bir sxem də təklif olunur.



Şəkil 39. Neyron şəbəkəsinin təlim sxemi.

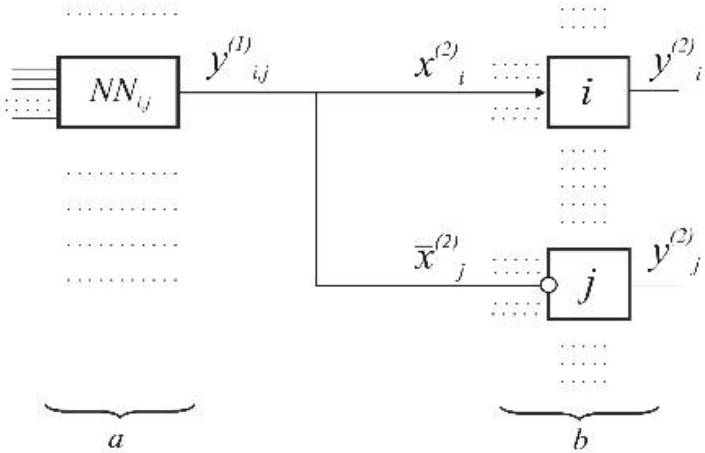


Şəkil 40. $NN_{i,j}$ çıxışının ikili həd sisteminə çevrilməsi.

Neyron şəbəkənin bloklarında davamlı və hədli aktivasiya funksiyaları ola bilər (Şəkil 40). Neyron blokunda davamlı analoq çıxışı diskret ikili dəyərə çevrilir {0, 1}, (Şəkil 40), və həmin son neyronun həd aktivasiya funksiyası (56) ifadəyə görə hesablanır:

$$f(y_{sigm}) = 1, if\ y_{sigm} > 0{,}5$$
$$f(y_{sigm}) = 0, if\ y_{sigm} \leq 0{,}5 \qquad (56)$$

Paraqraf 6.3.-də əldə edilmiş neyron şəbəkəsinin bloklarını azaltmaq üçün alınan neyron şəbəkəsinin sıxılma sxemi təqdim olunur. *{i, j}, {j, i}* eyni adlı obrazların bölünməsini həyata keçirən *NNij* blokları silinərək, blokların sayı yarıya endirilir (Şəkil 41) [22].



Şəkil 41. *NN$_{ji}$* bloku xaric edilərək neyron şəbəkəsinin sıxılması, (a) - birinci lay, (b) - ikinci lay.

Paraqraf 6.4.-də obrazların cüt ardıcıl ayrılması üçün neyron şəbəkə nümunəsi göstərilmişdi. Bunun üçün üç təsvir obrazın (A, B, C} tanıması üçün bir misal göstərilmişdir. Təklif olunan şəbəkələr üçün, şəbəkənin səhvini hesablamaq üçün düsturlar da, göstərilmişdir [23].

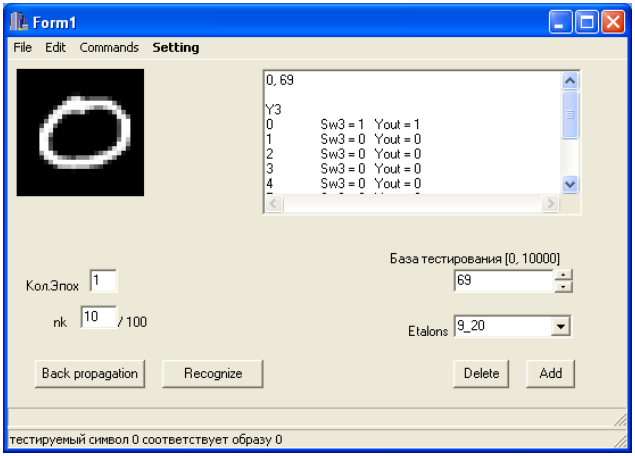
Paraqraf 6.5.-də obrazları cüt ardıcıl ayıran neyron şəbəkə arxitekturası üçün üstünlüklər sadalanır.

Fəsil VII-də MNIST bazasına əsaslanaraq hesablanmış çəkilərlə və təsadüfi alınan çəkilərlə neyron şəbəkəsinin təlim

nəticələri müqayisə olunur. Bu məqsədlə iki təcrübə aparılır, nəticələr müqayisə olunur [27, 28].

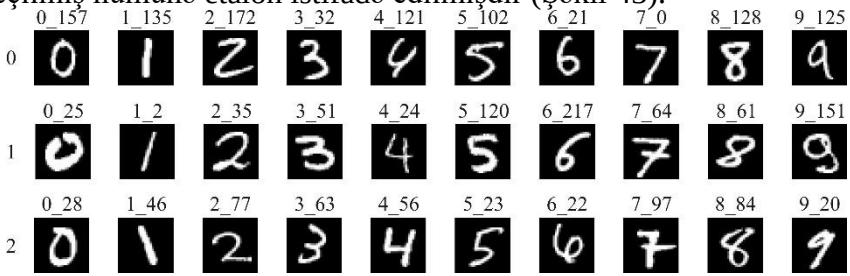
Paraqraf 7.1.-də fəslin məqsədi və aktuallığı izah olunur.

Paraqraf 7.2.-də metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkəsi yaradılır. Bunun üçün Builder C ++ mühitində (Şəkil 42), seçilmiş etalonları istifadə edərək, metrik tanıma metodlarına əsaslanan neyron şəbəkəsini yaratmağa və sınamağa imkan verən, bir proqram modulu yaradılır və təqdim edilir [28].



Şəkil 42. Builder C ++ mühitində tətbiq olunan MNIST bazasının rəqəmlərini tanınması və təlimi üçün proqram modulu.

Təcrübə üçün MNIST verilənlər bazasından 30 təsədufi seçilmiş nümunə etalon istifadə edilmişdir (Şəkil 43).



Şəkil 43. MNIST bazasından təsədufi seçilmiş etalonlar.

Bu paraqrafda birinci, ikinci və üçüncü lay neyronları üçün çəki dəyərlərinin hesablama qaydaları təsvir edilmişdi. Birinci lay neyronları üçün çəki cədvəllərinin ölçüsü MNIST şəkillərin ölçüsü ilə müəyyən edilirdi. Hesablanmış çəki cədvəlinin bir nümunəsi şəkil 44-də göstərilir. Şəkil 45*ab*-də ikinci və üçüncü lay üçün neyron əlaqələrin çəki və həd dəyərləri göstərilir.

Wh1 = 0

0,28	0,28	0,26	0,24	0,22	0,2	0,18	0,16	0,16	0,2	0,24	0,29	0,32	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,29	0,24	0,21	0,18	0,16	0,11	0,05	-0,01	-0,05	-0,09
0,24	0,24	0,24	0,22	0,2	0,18	0,16	0,14	0,12	0,16	0,19	0,23	0,26	0,27	0,27	0,27	0,27	0,27	0,25	0,2	0,17	0,15	0,12	0,07	0,01	-0,03	-0,07	-0,11
0,18	0,2	0,2	0,2	0,18	0,16	0,14	0,12	0,1	0,12	0,15	0,17	0,2	0,21	0,21	0,21	0,21	0,21	0,21	0,16	0,13	0,11	0,08	0,03	-0,01	-0,05	-0,08	-0,13
0,12	0,14	0,16	0,16	0,14	0,12	0,1	0,08	0,08	0,11	0,12	0,14	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,12	0,09	0,07	0,04	0,01	-0,03	-0,07	-0,11	-0,15
0,04	0,08	0,1	0,12	0,12	0,12	0,1	0,08	0,06	0,05	0,07	0,08	0,08	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,08	0,05	0,03	0,02	-0,01	-0,05	-0,09	-0,13	-0,17
-0,04	0	0,04	0,06	0,08	0,08	0,08	0,06	0,04	0,03	0,03	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,02	0,01	0	-0,03	-0,07	-0,11	-0,15	-0,19
-0,12	-0,08	-0,04	0	0,02	0,04	0,04	0,04	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0	0,01	0,01	0,01	0	-0,01	-0,04	-0,08	-0,12	-0,16	-0,2
-0,19	-0,15	-0,11	-0,07	-0,03	-0,01	0,01	0,01	0,01	0	0	0	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	0	0	0	-0,01	-0,04	-0,08	-0,12	-0,16	-0,2
-0,25	-0,21	-0,17	-0,13	-0,09	-0,05	-0,03	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,02	-0,04	-0,04	-0,02	-0,01	0	0	0,01	0,01	0	-0,02	-0,05	-0,09	-0,13	-0,17	-0,21
-0,31	-0,27	-0,23	-0,19	-0,15	-0,11	-0,07	-0,05	-0,04	-0,04	-0,04	-0,04	-0,05	-0,04	-0,01	0	0,01	0,01	0,01	0,02	0,03	0	-0,04	-0,07	-0,11	-0,15	-0,19	-0,23
-0,37	-0,33	-0,29	-0,25	-0,21	-0,17	-0,13	-0,1	-0,09	-0,08	-0,08	-0,08	-0,04	0	0,03	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,06	0	-0,04	-0,09	-0,13	-0,17	-0,21	-0,25
-0,44	-0,4	-0,36	-0,32	-0,28	-0,24	-0,2	-0,17	-0,16	-0,13	-0,07	-0,04	-0,01	0,01	0,04	0,05	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,02	-0,04	-0,09	-0,15	-0,19	-0,23	-0,27
-0,49	-0,47	-0,45	-0,41	-0,37	-0,31	-0,25	-0,18	-0,13	-0,08	-0,05	-0,02	-0,01	0,01	0,01	0,02	0,03	0,03	0,04	0,05	0,05	0,04	-0,02	-0,09	-0,15	-0,16	-0,12	-0,08
-0,35	-0,35	-0,33	-0,31	-0,27	-0,23	-0,17	-0,12	-0,07	-0,04	-0,01	-0,01	0	0	0	0	-0,01	-0,03	-0,04	-0,05	-0,05	-0,05	-0,05	-0,01	0,01	0,04	0,08	0,12
-0,21	-0,21	-0,21	-0,19	-0,17	-0,13	-0,09	-0,04	-0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	-0,01	-0,02	-0,05	-0,07	-0,12	-0,15	-0,15	-0,15	-0,03	0,08	0,18	0,24	0,28	0,32
-0,07	-0,07	-0,07	-0,07	-0,03	-0,03	0,01	0,04	0,07	0,07	0,05	0,04	0,04	0,01	-0,01	-0,05	-0,08	-0,13	-0,18	-0,19	-0,13	-0,08	0	0,1	0,2	0,31	0,43	0,52
0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,09	0,11	0,14	0,15	0,13	0,1	0,09	0,07	0,03	-0,03	-0,07	-0,12	-0,16	-0,16	-0,12	-0,08	-0,04	0,02	0,12	0,22	0,33	0,45	0,57
0,21	0,21	0,21	0,21	0,21	0,21	0,23	0,24	0,25	0,2	0,17	0,15	0,11	0,03	-0,03	-0,09	-0,08	-0,08	-0,09	-0,08	-0,04	0	0,05	0,14	0,24	0,35	0,47	0,59
0,35	0,35	0,33	0,31	0,29	0,27	0,25	0,25	0,26	0,29	0,24	0,18	0,12	0,05	-0,01	-0,03	-0,03	-0,03	-0,04	-0,04	-0,01	0,03	0,08	0,15	0,25	0,36	0,48	0,6
0,29	0,27	0,25	0,23	0,21	0,19	0,17	0,16	0,17	0,19	0,15	0,08	0,06	0,04	0,01	-0,02	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	0,04	0,09	0,16	0,25	0,35	0,47	0,59
0,22	0,2	0,18	0,16	0,14	0,12	0,1	0,09	0,1	0,12	0,06	0,06	0,04	0,03	0,01	0	-0,01	0	0	0,01	0,02	0,05	0,1	0,16	0,25	0,35	0,45	0,57
0,17	0,15	0,13	0,11	0,09	0,07	0,05	0,04	0,05	0,07	0,04	0,03	0,02	0,01	0,01	0	0	0	0	0,01	0,03	0,07	0,12	0,18	0,25	0,35	0,45	0,55
0,13	0,11	0,09	0,07	0,05	0,03	0,01	0,01	0,02	0,04	0,02	0,01	0,01	0	0	0	0	-0,01	0	0,01	0,03	0,06	0,13	0,2	0,26	0,35	0,45	0,55
0,09	0,07	0,05	0,03	0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	0,01	0,01	0	0	-0,01	-0,01	-0,01	0	-0,01	-0,02	0,01	0,03	0,05	0,11	0,19	0,27	0,35	0,45	0,55
0,04	0,02	0	-0,02	-0,04	-0,04	-0,04	-0,02	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,02	-0,03	-0,03	-0,02	-0,01	-0,03	-0,01	0,03	0,05	0,09	0,17	0,25	0,33	0,44	0,55
-0,02	-0,04	-0,06	-0,08	-0,08	-0,08	-0,08	-0,07	-0,04	-0,04	-0,04	-0,04	-0,03	-0,04	-0,06	-0,05	-0,04	-0,02	-0,03	-0,03	0,01	0,05	0,07	0,15	0,23	0,31	0,4	0,52
-0,08	-0,1	-0,12	-0,12	-0,12	-0,12	-0,12	-0,09	-0,08	-0,08	-0,08	-0,08	-0,07	-0,06	-0,08	-0,08	-0,06	-0,04	-0,03	-0,05	-0,01	0,03	0,07	0,13	0,21	0,29	0,37	0,48
-0,14	-0,16	-0,16	-0,16	-0,16	-0,16	-0,15	-0,12	-0,12	-0,12	-0,12	-0,12	-0,11	-0,09	-0,1	-0,12	-0,08	-0,06	-0,04	-0,05	-0,03	0,01	0,05	0,11	0,19	0,27	0,35	0,44

a

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,01	-0,02	-0,04	-0,04	-0,02	-0,01	-0,02	-0,04	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,01	-0,01	-0,02	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	-0,01	-0,04	-0,04	0	0,01	0,01	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	0	0	0	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0	-0,03	-0,01	0	0,02	0,01	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,02	0,04	0,04	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0,01	0,01	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0,01	0,02	0,01	0,01	0,02	0,01	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0,01	0,02	0,01	0	0	0,01	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	-0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0,01	0,04	0,02	0,01	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	-0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0,01	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0,01	0,01	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,02	0,01	0	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,04	-0,01	0	0	0	0	0	0	0,01	0,01	0	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,02	-0,01	0	0	0	-0,01	-0,01	-0,01	0	0,01	0,01	0	-0,01	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,02	0	0	0,01	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	-0,01	-0,01	0	0	0,02	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

b

Şəkil 44. 2_172 və 5_102 etalonlarını müqayisə edən birincı layın neyronu üçün iki hissəli çəkilər cədvəli, (a) təsvirin ikili matrisin birinci hissəsi üçün, burada təsvirin görüntüsündə açıq piksellər (> 150) 1 rəqəmə çevrilir, (*b*) təsvirin ikili matrisin ikinci hissəsi üçün, burada təsvirin görüntüsündə tünd piksellər (<150) 1 rəqəmə çevrilir.

```
Wh2 = -29
1111111111111111111111111111000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000
Wh2 = -29
0000000000000000000000000000111111111111111111111111111111000000000000000000000000000000
Wh2 = -29
0000000000000000000000000000000000000000000000000000000000111111111111111111111111111110
Wh2 = -29
0000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000001
Wh2 = -29
0000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000
Wh2 = -29
0000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000
```

a

```
Wh3 = 0
1110000000000000000000000000000
Wh3 = 0
0001110000000000000000000000000
Wh3 = 0
0000001110000000000000000000000
Wh3 = 0
0000000001110000000000000000000
Wh3 = 0
0000000000001110000000000000000
Wh3 = 0
0000000000000001110000000000000
Wh3 = 0
0000000000000000001110000000000
Wh3 = 0
0000000000000000000001110000000
Wh3 = 0
0000000000000000000000001110000
Wh3 = 0
0000000000000000000000000000111
```

b

Şəkil 45 (a). İkinci lay üçün çəki dəyərlərinin fraqmenti, (b) Üçüncü lay üçün bütün çəki dəyərləri.

Bu paraqrafda neyronların həd aktivasiya funksiyasılarını davamlı aktivasiya funksiyasına köçürmək üçün düzəlişlər və dəyişikliklər, ayrıca olaraq, təsvir olunur. Xüsusilə sigmoid aktivasiya funksiyasının şəbəkədə istifadəsi üçün (57) [28].

$$f(Sw) = \frac{1}{1+e^{-Sw}} \qquad (57)$$

Paraqraf 7.3.-də yaradılmış və təlimdən keçirilməmiş neyron şəbəkənin MNIST test bazanın (10000 şəkil) üzərində aparılmış tanıma nəticələri təqdim olunur [27, 28]. Cədvəl 8-də, MNIST test bazasında tanınan hər rəqəm klassı üçün nəticələr təqdim olunur və ayrıca xülasədə təqdim olunur. Bu təcrübələrdə təsvir olunan bütün hesablamalar, bir kompüterdə, Builder C ++ mühitində, şəkil 42-də göstərilən proqram modulunda həyata keçirilmişdir. Neyron şəbəkəsini yaratmaq üçün və şəkil 42-də ki proqram modulun

vasitəsi ilə, çəkiləri hesablamaq üçün cəmi $t_{creating}$ = 0.5469 san. vaxt tələb olunmuşdur, yəni bir saniyədən də, az.

Cədvəl 8. MNIST test bazasının 10000 simvolunun təlim olmadan tanıma nəticələri

s0 = 834	i0 = 980	p0 = 85%
s1 = 968	i1 = 1135	p1 = 85%
s2 = 530	i2 = 1032	p2 = 51%
s3 = 454	i3 = 1010	p3 = 44%
s4 = 410	i4 = 982	p4 = 41%
s5 = 411	i5 = 892	p5 = 46%
s6 = 586	i6 = 958	p6 = 61%
s7 = 556	i7 = 1028	p7 = 54%
s8 = 773	i8 = 974	p8 = 79%
s9 = 750	i9 = 1009	p9 = 74%
Cəmı: i = 10000, s = 6272, p = 62%		

Paraqraf 7.4.-də, proqram modulunda (Şəkil 42) tətbiq olunan, stoxastik öyrənmə “back propagation” alqoritmi təsvir olunur. Təklif olunan neyron şəbəkə üçün geri yayılma alqoritmi (back propagation) tətbiq edərkən, proqram modulunda şəkil 33-də göstərilən kimi neyronların proqramda nömrələndirməsidə eyni şəkildə həyata keçirilmişdir.

Paraqraf 7.5.-də neyron şəbəkəsi tərəfindən əldə edilən iki təcrübənin müqayisə nəticələri təqdim olunur. İlk təcrübədə neyron şəbəkəsi hesablanmış çəki dəyərləri ilə öyrədildi. Eyni neyron şəbəkəyə əsaslanaraq, ikinci təcrübədə neyron şəbəkəsi klassik şəkildə öyrədilib, yəni çəki və həd dəyərlərinin ilkin hesablanmasından istifadə edilmədən. İkinci təcrübə üçün çəkilərin dəyərləri təsadüfi olaraq, təyin olunub. Müqayisə nəticələri Cədvəl 9-da MNIST təlim bazası üçün (60000 şəkil) və Cədvəl 10-da MNIST test bazası (10000 şəkil) üçün göstərilmişdir. Cədvəllərin nəticələrini nəzərə alaraq, görə bilərik, neyron şəbəkə əvvəlcədən hesablanmış

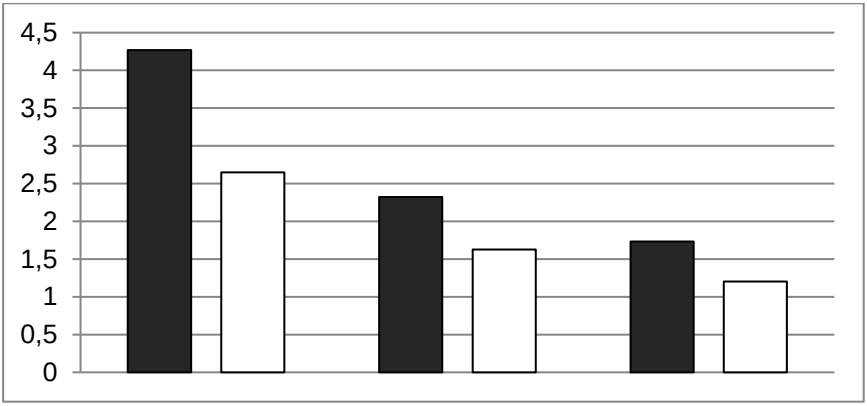
çəki dəyərləri ilə, bütün təlim dövrlərində klassik metodundan daha yaxşı nəticələr göstərir.

Cədvəl 9. İki təcrübənin hər bir təlim dövrü üçün MNIST təlim bazası (60000 şəkil) üçün nəticələrin müqayisəsi.

		Əvvəlcədən hesablanmış çəkilərlə				Çəkiləri təsadüfi seçərək $w_{i,j} \in [-0.5; 0.5]$			
dövrin №-si	Təlim sürəti	Tanımış şək-in miqd.	Tanı-ş şək. faizi	S_{err}	vaxt, dəq.	Tanımış şək-in miqd.	Tanı-ş şək. faizi	S_{err}	vaxt, dəq.
1	0,1	43932	73%	1199	159	35370	59%	1935	256
2	0,1	49748	83%	737	98	46033	76%	1051	139
3	0,02	52285	87%	545	72	49195	82%	784	104
Ümumi təlim müddəti, dəqiqə					329	Ümumi təlim müddəti, dəqiqə			499

Cədvəl 10. İki təcrübə üçün hər bir təlim dövr üçün, MNIST test bazası üzərində yoxlanaraq (10000 şəkil), neyron şəbəkəsinin təlim nəticələrinin müqayisəsi.

dövrin №-si	Öyrənm. sürəti	Əvvəlcədən hesablanmış çəkilərlə	Çəkiləri təsadüfi seçərək
1	0,1	9145	8894
2	0,1	9282	9116
3	0,02	9449	9256



Şəkil 46. İki təcrübədə hər dövr üçün istifadə olunan vaxtın müqayisə diaqramı (ağ - əvvəlcədən hesablanmış çəkilərlə, qara - çəkiləri təsadüfi seçərək).

Bundan əlavə, hesablanmış çəkilərlə neyron şəbəkənin təliminə sərf olunan vaxt, sıfırdan öyrədilmiş neyron şəbəkəsi ilə müqayisədə, bütün dövrlərdə daha azdır (Şəkil 46). Ümumiyyətlə, hesablanmış çəkilərlə neyron şəbəkənin təliminə 329 dəqiqə = 5 saat 29 dəqiqə vaxt sərf edilmişdir. Neyron şəbəkəni sıfırdan öyrədərkən, ümumi təlim müddətə 499 dəqiqə vaxt tələb etdi, yəni 8 saat 19 dəqiqə. Beləliklə, ikinci təcrübə təxminən 3 saat daha uzun çəkdi. Əldə edilən bu məlumatlar, neyron şəbəkənin çəkilərinin və hədlərinin əvvəlcədən hesablanması, neyron şəbəkənin yaradılma və öyrədilmə prosedurunun sürətləndirilməsini təsdiqlədi.

Paraqraf 7.6.-da əldə edilmiş təcrübələrin nəticələri təqdim olunur.

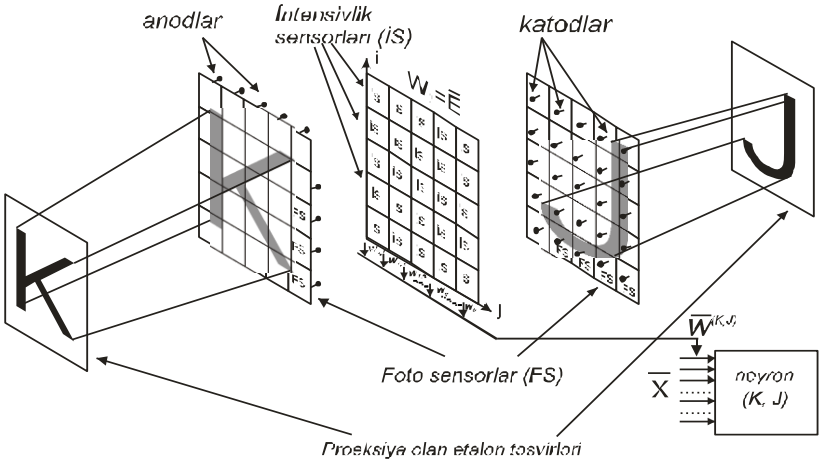
VIII fəsildə elektrostatik sahə parametrlərinə əsaslanaraq neyron şəbəkəsinin çəki dəyərlərini, demək olar ki anında (hesablama və təlim olmadan) təyin olunması imkanı müzakirə olunur [29, 30].

Paraqraf 8.1.-də 8-ci fəsildə həll olunan məqsəd açıqlanır.

Paraqraf 8.2.-də yaxınlıq ölçüsü kimi olaraq elektrostatikanın - intensivlik düsturundan istifadə etməsi təklif olunur [29]. Çəkilərin dəyərlərini intensivlik düsturu (58) əsasında hesablanması üsulu göstərilmişdir. O cümlədən, bu yanaşmanın problemli tərəfləri və onların həl yolları da nəzərdən keçirilir.

$$w_{i,j}^{(1)} = \overline{E}_1 - \overline{E}_2 = \frac{K \otimes q_1}{d_1^2} - \frac{K \otimes q_2}{d_2^2}, \qquad (58)$$

Belə bir halda, elektrostatik sahə intensivliyinin dəyərləri intensivlik sensorlar tərəfindən təyin olunur (Şəkil 47) və alınan dəyərlər neyron şəbəkəsinin girişlərinə verilir.

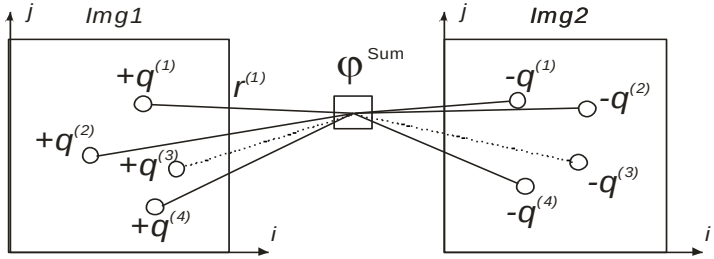


Şəkil 47. Fotosensor və intensivlik sensorlarından istifadə edərək, "*K, J*" təsvirlərin proyeksiyaları üçün birinci layda yerləşən neyronun çəkilərinin alınma sxemi.

Paraqraf 8.3.-də elektrostatikanın potensial düsturundan - yaxınlıq ölçüsü kimi istifadə olunması təklif olunur [29]. Potensial düstur əsasında çəki dəyərlərinin (59) hesablanma üsulu göstərilmişdir, Şəkil 48, 49.

$$\varphi_{(i,j)}^{Sum} = \sum_{\substack{i=0,\\ j=0}}^{\substack{i=28,\\ j=28}} \varphi_{(i,j)}^{(Img1)} - \sum_{\substack{i=0,\\ j=0}}^{\substack{i=28,\\ j=28}} \varphi_{(i,j)}^{(Img2)} = \sum_{\substack{i=0,\\ j=0}}^{\substack{i=28,\\ j=28}} \frac{K*q_{(i,j)}^{(Img1)}}{r_{(i,j)}^{(Img1)}} -$$

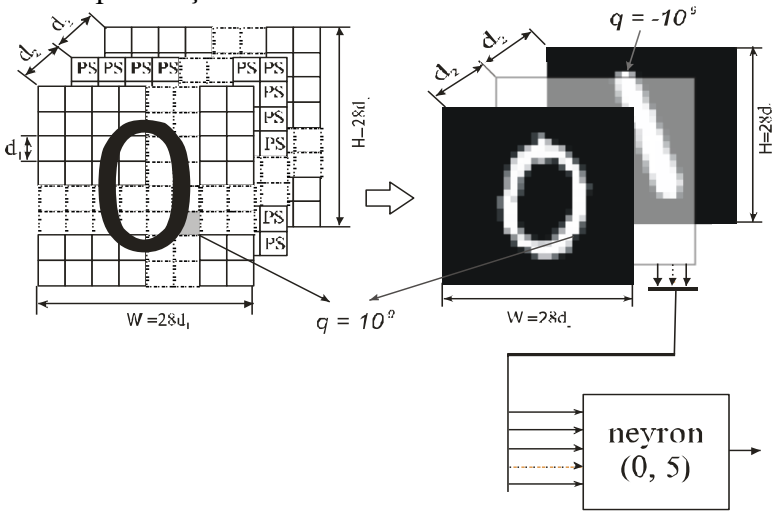
$$- \sum_{\substack{i=0,\\ j=0}}^{\substack{i=28,\\ j=28}} \frac{K*q_{(i,j)}^{(Img2)}}{r_{(i,j)}^{(Img1)}}, \qquad (59)$$



Şəkil 48. Birinci layın çəki cədvəlinin bir hüceyrəsində potensialın təyin edilmə sxemi (sensorların vasitəsi ilə).

Beləliklə, elektrostatik sahə potensialın dəyərləri potensiometr sensorları tərəfindən təyin olunur və bu dəyərlər neyron şəbəkəsinin girişlərinə göndərilir (Şəkil 49).

Paraqraf 8.4.-də proqram mühütində modelləşdirilmiş elektrostatik sahə əsasında, neyron şəbəkəsinin çəki dəyərlərini təyin etmək üçün təcrübələr aparılır [30]. Təcrübələr Builder C++ proqram mühitində aparılmışdır.



Şəkil 49. MNIST verilənlər bazasından olan, 0_157 və 1_46 etalon simvollarının əsasında simulyasiya edilmiş yüklü müstəvilər modelinin sxemi və neyron şəbəkəsinin birinci layın neyronunu təyin edən potensiometrlərdən ibarət olan, sensorlar müstəvisi.

Paraqraf 8.5.-də təcrübələrin nəticələri yoxlanılır [30]. Nəticələr göstərdi ki, elektrostatik sahə potensialının dəyərlərini çəkilər kimi istifadə edəndə (Cədvəl 11) və 30 etalondan istifadə edəndə, MNIST test bazasının düzgün tanınan elementlərinin sayı 50% -dən çox olur. Və istifadə olunan etalonların sayının artması ilə bərabər, bu faiz də, artır (Cədvəl 12). Eyni zamanda, elektrostatik sahə potensialının fiziki göstərici dəyərlərinin dəyişilməsi, məsələn, nöqtə yüklərinin və panellər arasında olan, məsafənin dəyərlərinin dəyişilməsi tanınan nəticə faizinə də, təsir edir.

Cədvəl 11. MNIST bazasından olan, 0_157, 1_46 simvol etalonlarının müqayisəsini edən, birinci layda yerləşən neyronun çəki cədvəli. Neyron şəbəkə çəkilərinin dəyərləri ümumi potensialı ilə müəyyən edilir.

k = 0, k1 = 5, 0_157, 1_46 Wh1 = -26241															
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	…..	27	28
218	217	216	204	192	182	160	139	113	98	101	129	188		395	378
227	226	221	212	195	175	146	105	58	16	-2	33	122		424	401
241	240	232	221	202	171	130	69	-19	-116	-188	-162	-14		456	427
256	255	248	237	215	178	124	36	-108	-316	-529	-544	-284		486	447
274	275	274	259	238	199	139	28	-172	-530	-986	-1063	-638		519	474
295	300	297	291	275	243	184	70	-145	-556	-1095	-1169	-626		549	501
318	327	333	331	323	305	263	180	8	-319	-754	-792	-267		578	530
342	358	373	376	386	389	375	343	272	146	-26	-157	-18		610	551
372	390	412	438	461	487	513	542	582	655	673	283	-81		639	573
396	426	458	498	538	592	663	758	889	1072	1119	492	-350		663	591
429	464	503	558	616	699	818	978	1209	1469	1436	597	-711		680	605
456	499	549	615	695	803	963	1192	1539	1911	1668	545	-893		693	610
480	528	592	665	763	898	1088	1368	1789	2201	1857	642	-782		693	609
504	557	625	709	823	977	1187	1500	1959	2380	2018	793	-646		683	604
519	579	653	745	868	1039	1264	1601	2079	2519	2166	953	-484		666	590
534	597	675	770	896	1075	1319	1666	2166	2632	2312	1148	-228		639	566
543	609	687	787	916	1095	1345	1702	2223	2721	2457	1382	151		605	541
545	610	692	791	916	1092	1345	1701	2229	2769	2580	1627	553		563	506
544	611	685	781	902	1070	1309	1650	2164	2734	2648	1873	991		521	472
536	600	673	761	878	1030	1238	1544	1986	2505	2584	2156	1538		474	440
527	584	656	734	836	970	1148	1385	1700	2052	2311	2440	2182		430	409
514	568	628	698	791	901	1042	1221	1439	1693	2008	2370	2441		391	382
498	544	600	663	741	832	942	1076	1233	1417	1655	1919	2125		359	353
481	521	570	625	686	763	850	951	1063	1197	1347	1508	1676		334	328
463	496	537	589	639	695	767	841	924	1014	1109	1211	1300		315	314
439	472	505	549	592	639	691	748	805	866	927	985	1025		300	296
419	447	480	512	545	590	625	669	705	748	788	817	832		289	286
398	423	449	477	508	541	568	598	627	654	679	694	695		278	275

Cədvəl 12. Şəkil 49-da göstərilən sxemə uyğun və 50 etalondan istifadə edərək MNIST test bazasının üzərində aparılan test nəticələri. Burada nöqtə yükü $q = 10^{-9}$Kl. , nöqtə yüklər arasında və yüklü panellər arasındakı məsafələr d_2 = 4 sm, d_1 = 2 sm.

s0 = 852	i0 = 980	p0 = 87%
s1 = 1123	i1 = 1135	p1 = 99%
s2 = 516	i2 = 1032	p2 = 50%
s3 = 585	i3 = 1010	p3 = 58%
s4 = 775	i4 = 982	p4 = 79%
s5 = 588	i5 = 892	p5 = 66%
s6 = 555	i6 = 958	p6 = 58%
s7 = 616	i7 = 1028	p7 = 60%
s8 = 633	i8 = 974	p8 = 65%
s9 = 726	i9 = 1009	p9 = 72%
10000, 6969, 70%		

Paraqraf 8.6.-da bu fəslin nəticələri qiymətləndirilir.

Dissertasiya işinin əsas nəticələrində, dissertasiya işində aparılan tədqiqatlara əsaslanan, əsas müddəalar və nəticələr verilir. Dissertasiya işində əldə edilən elmi yeniliklər və işin praktiki əhəmiyyət imkanları da, sadalanır.

Əlavədə, metrik tanıma metodlarına əsaslanan təklif olunan neyron şəbəkələrini yaradan, çəkiləri analitik hesablayan və çəkiləri elektrostatik sahənin parametrlərin əsasında təyin edən və müqayisəli təcrübələri aparmağa imkan verən, Builder C++ mühitində işlənilmiş proqram modullarının kodları göstərilir. O cümlədən, əlavədə sıfır və birincı laylar üçün hesablanmış çəki cədvəlləri göstərilir və MNİST bazasından bir neçə seçilmiş elementin əsasında neyron şəbəkənin tanıma prosesi göstərilir. Bunun üçün bu giriş, obyektlər üçün tanıma prosesində bütün neyronların çıxışları göstərilir.

İŞİN ƏSAS NƏTİCƏLƏRİ

1. Hesablanmış parametrlər ilə, yeni neyron şəbəkə arxitekturaları təklif olunmuşdur.
2. Təklif olunan neyron şəbəkə arxitekturalarının riyazi modelləri təsvir olunmuşdur.
3. Təklif olunan neyron şəbəkələri üçün neyronların və əlaqələrin sayını minimuma endirilmə üsulları təklif olunmuşdur.
4. Neyron şəbəkənin struktur parametrlərini - neyronların, layların və əlaqələrin sayını hesablayan analitik ifadələr təklif olunmuşdur.
5. Neyron əlaqələrin çəki dəyərlərini hesablamaq üçün analitik ifadələr təklif olunmuşdur.
6. Təklif olunan neyron şəbəkələrini çox məsəli tətbiqlərdə istifadəsi üçün sxemlər və alqoritmlər işlənib, təklif olunmuşdur.
7. Təklif olunan neyron şəbəkələrini qeyri-səlis məsələlərdə istifadəsi üçün alqoritmlər və sxemlər təklif olunmuşdur.
8. Təklif olunan neyron səbəkələri üçün ikinci və üçüncü layların çəki dəyərlərinin paylanma şərtləri göstərilmişdir.
9. Widrow-Hoff öyrənmə alqoritmi əsasında, neyron şəbəkənin bu alqoritmin təlim prosesində, təklif olunan hesablanan neyron şəbəkələrin çəki dəyərlərinin paylanma şərtlərini yerinə yetirməsi üçün, meyilli olması göstərilmişdir və riyazi olaraq əsaslansırılmışdır.
10. Metrik tanıma metodlarına əsaslanan çox laylı perseptronun ikinci və üçüncü laylarında yerləşən neyronların çəki və həd dəyərlərini hesablamaq üçün ümumi bir alqoritm təklif olunmuşdur.
11. Metrik tanıma metodlarını reallaşdıran neyron şəbəkələr arxitekturaları əsasında obrazların cüt ardıcılıqla ayrılmasını həyata keçirən yeni neyron şəbəkə arxitekturası təklif olunmuşdur.
12. Builder C ++ proqram mühitində metrik tanıma metodlarına əsaslanan, neyron şəbəkələrini tətbiq edən, bir proqram modulu yaradılmışdır.

13. MNIST bazasının əsasında aparılan təcrübələr göstərir ki, neyron şəbəkəsinin yaradılması və neyron şəbəkənin bütün çəki dəyərlərini hesablamaq üçün cuzi vaxt tələb olunur. Aparılan təcrübədə cəmi yarım saniyə vaxt tələb olunmuşdur.
14. Sigmoid aktivasiya funksiyası kimi fərqli olan davamlı aktivasiya funksiyaların təklif olunan arxitekturaların neyronlarında tətbiq olma mümkünlüyü də, göstərilmişdir.
15. "Back propagation" alqoritminin, təklif olunan neyron şəbəkəsi üzərində və MNIST bazasının istifadəsi ilə təbiqi, təcrübələrdə uğurla aparılmışdır.
16. MNIST vergilər əsasında aparılan təcrübələr göstərdi ki, əvvəlcədən çəki dəyərlərinin hesablanmış neyron şəbəkəsinin yaradılma və öyrədilmə proseduru, klassik yanaşmadan fərqli olaraq, əhəmiyyətli dərəcədə daha sürətlə gedir.
17. İntensivlik və potensial kimi elektrostatik sahə parametrlərinə əsaslanaraq, təlimsiz və çəki dəyərlərini hesablamadan, çəkilərin dəyərlərini demək olar ki, anında təyin olunması imkanı da, nəzəri və təcrübədə göstərilmişdir.

Dissertasiya işinin əsas məzmunu aşağıdakı nəşrlərdə çap olunmuşdur:

1. Гейдаров, П.Ш. Структурно признаковый метод распознавания рукопечатных символов // Известия НАН Азерб., серия физико математических и технических наук, — 2006. Т. XXV, №3, — с. 65-70.

2. Нусратов, О.К., Гейдаров, П.Ш. Позиционно-бинарный метод распознавания рукопечатных символов // Труды VII Международного симпозиума «Интеллектуальные системы», INTELS-2006, — Краснодар, Россия, — 2006, — с. 474-477.

3. Нусратов, О.К, Гейдаров, П.Ш. Метод распознавания рукопечатных символов и текстов // Труды Международной Конференции PCI, 2006 «Проблемы Кибернетики и информатики», — Баку: — 2006. — с. 52-58.

4. Нусратов, О.К. Метод распознавания рукопечатных символов, Решение государственного агенства по

стандартизации, метрологии и патента Азербайджанской Республики, 02.10.2006 A 2006 0182 / Гейдаров П.Ш. — 2006.

5. Гейдаров, П.Ш. Алгоритмы устранения ошибочных сегментаций в структурно-сегментном представлении символа // Известия НАН Азерб., серия физико математических и технических наук, — 2008. Т. XXVIII, №3, — с. 115-119.

6. Nusratov, O.Q. Position-Width-Pulse Algorithm for Recognition of Handwritten Characters / P.Sh. Geidarov // Automatic Control And Computer Sciences, — 2007. V. 41, №6, — pp.332-336. **(Springer, Scopus, Web of Science: ESCI)**

7. Geidarov, P.Sh. Algorihm determination of spacing interval up to object // The second international conference "Problem of Cybernetics and informaties." — V. 2, 2008. — p. 68-71.

8. Geidarov, P.Sh. Neural networks on the basis of the sample method // Automatic Control And Computer Sciences, — 2009. V. 43, № 4, — p. 203-210. **(Springer, Scopus, Web of Science: ESCI)**

9. Гейдаров, П. Ш. Нейронные сети на основе метрических методов распознавания в применении к задачам с нечеткими выводами // Искусственный интеллект и принятия решений, — 2010. № 2, — с. 77-88. **(Web of Science : RSCI)**

10. Гейдаров, П.Ш. О возможностях электронного научного семинара // Социологические исследования, — 2010. № 8, — с. 135–137. **(Web of Science : SSCI)**

11. Гейдаров, П.Ш. Алгоритм определения расположения и размеров объекта на основе анализа изображений объектов // Компьютерная оптика, — Саратов: — 2011. Т. 35, №2, — с. 275-280. **(Scopus, Web of Science: ESCI)**

12. Гейдаров, П.Ш. Автоматизация процедуры обращений граждан в госучреждения и электронное правительство // Социологические исследования, — 2012. № 11. — с. 71-80. **(Web of Science : SSCI)**

13. Гейдаров, П.Ш. Электронный научный семинар // Elektron elm problemləri üzrə 1 respublika elmi-praktiki konfransın materialları, — Bakı: — 2012. — с. 54-57.

14. Geidarov, P.Sh. Multitasking application of neural networks implementing metric methods of recognition // Autom. Remote Control, — 2013. V. 74, № 9, — p. 1474–1485. (**Scopus, Web of Science: SCI Exp.)**

15. Geidarov, P.Sh. Clearly Defined Neural Networks Architecture // Optical Memory & Neural Networks, — 2015. V. 24, I. 3, — p. 209-219. **(Springer, Scopus)**

16. Гейдаров, П. Ш. Балловая система оценки научных трудов и электронный научный семинар // Социологические исследования, — 2015. № 4. — с. 162-167. **(Web of Science : SSCI)**

17. Гейдаров П.Ш. Алгоритм кратчайшего маршрута на основе выделенного набора маршрутов // Информационные технологии, — 2016. Т. 22, №9, — с. 660–668. **(Web of Science : RSCI)**

18. Geidarov, P. Sh. Clearly defined architectures of neural networks and multilayer perceptron // Optical Memory and Neural Networks, — 2017. V. 26, — p. 62–76. **(Springer, Scopus)**

19. Гейдаров, П.Ш. Алгоритм реализации метода ближайшего соседа в многослойном персептроне // Труды СПИИРАН, — 2017. Т. 51, — с. 123-151. **(Scopus)**

20. Гейдаров, П.Ш. Перспективы создания государственной системы мобильного видеомониторинга // Информационное общество, — 2017. №4-5. — с. 114-121. **(Web of Science : RSCI)**

21. Гейдаров, П.Ш. Нейронные сети прямого распространения с вычисляемыми параметрами // Информационные технологии, — 2017. Т. 23, № 7, — с. 543-552. **(Web of Science : RSCI)**

22. Гейдаров, П.Ш. Архитектура нейронной сети с попарно последовательным разделением образов. // Прикладная дискретная математика, — 2018. №41, — с. 98-109. **(Scopus, Web of Science : ESCI)**

23. Geidarov, P.Sh. Neural Networks with Image Recognition by Pairs // Optical Memory and Neural Networks, — 2018. V. 27, № 2, — p. 113–119. **(Springer, Scopus)**

24. Гейдаров, П.Ш. Автоматизированный выбор состава научного совета электронного научного семинара с использованием нейронных сетей на основе метрических методов распознавания // Международная научно-практическая конференция “Научно-практические исследования”, — Россия, Омск: — 2020. № 1-4, Т. 24, — с. 35-42.

25. Гейдаров, П.Ш. Нейронные сети на основе метрических методов распознавания // XXVI Международная научно-практическая конференция «Advances in Science and Technology», — Россия, Москва: — 2020. Часть I, – с. 77-81.

26. Гейдаров, П.Ш. Алгоритм вычисления значений весов синапсов первого слоя нейронной сети на основе метрических методов распознавания. Часть 1. // Информационно-Управляющие Системы, — Санкт-Петербург: — 2020. №2, — с. 20-30. **(Scopus)**

27. Гейдаров, П.Ш. Алгоритм вычисления значений весов синапсов первого слоя нейронной сети на основе метрических методов распознавания. Часть 2. // Информационно-Управляющие Системы, — Санкт-Петербург: — 2020. №3, — с. 25-38. **(Scopus)**

28. Geidarov, P. Sh. Comparative Analysis of the Results of Training a Neural Network with Calculated Weights and with Random Generation of the Weights // Automation and Remote Control, NewYork, — 2020. V. 81, №. 7, — с. 1211-1229. **(Scopus, Web of Science : SCI Exp.)**

29. Гейдаров, П.Ш. О возможности определения значений весов нейронной сети электростатическим полем // Искусственный интеллект и принятие решений, — Москва: – 2021. №1, – с. 33-49. **(Web of Science : RSCI)**

30. Гейдаров, П.Ш. Эксперимент по созданию нейронной сети с весами, определяемыми потенциалом имитированного электростатического поля // Искусственный интеллект и принятие решений, — Москва: – 2021. №2. – с. 78-92. **(Web of Science : RSCI)**

Dissertasiyanın müdafiəsi 26 noyabr 2021-ci il tarixində, saat 14^{00} Azərbaycan Milli Elmlər Akademiyası İdarəetmə Sistemləri İnstitutunun nəzdində fəaliyyət göstərən ED 1.20 Dissertasiya şurasının iclasında keçiriləcək.

Ünvan: AZ1141, Bakı şəh., B.Vahabzadə küçəsi, 9

Dissertasiya ilə Azərbaycan Milli Elmlər Akademiyası İdarəetmə Sistemləri İnstitutun kitabxanasında tanış olmaq mümkündür.

Dissertasiya və avtoreferatın elektron versiyaları Azərbaycan Milli Elmlər Akademiyası İdarəetmə Sistemləri İnstitutun rəsmi internet saytında yerləşdirilmişdir.

Avtoreferat 21 oktyabr 2021-ci il tarixində zəruri ünvanlara göndərilmişdir.

Çapa imzalanıb: 7.11.2021

Kağızın formatı: A5

Həcm: 86500

Tiraj: 30