

driven aircraft. Designing aircraft will have hover capability of a helicopter, and also have cruise performance like a propeller driven aircraft. The hover capability and high speed in cruising condition is major requirement of the design. Aforementioned studies can be performed with the use of CD.

The further enhancements of CD can be performed on following perspectives.

Standalone CD software can be developed with integrating it into open geometry visualization codes by replacing CATIA V5.

Integration ability of a geometry generation tool with analysis programs to maintain robust working of all modules.

Automated 2D and 3D mesh generation functions could be developed and added into CD tool for the use of in CFD. Open CFD codes such as SU2, OpenFOAM, and etc. are have enough robustness to solve problems automatically.

References

1. Sarakinos S.S., Valakos I.M. and Nikolos I.K. A software tool for generic parameterized aircraft design. // J. Advances Engineering Software – 2007 – Vol. – 38 : P. 39-49.
2. Rodriguez L. D. and Sturdza P. A Rapid Geometry Engine for Preliminary Aircraft Design // AIAA Conference – Reno, Nevada, USA – 2006.
3. Raymer D. RDS-Professional in Action: Aircraft Design on a Personal Computer // SAE/AIAA Paper 965567 – 1996.
4. Fredericks W.J., Antcliff K.R., Costa G. and Deshpande N. Aircraft Conceptual Design Using Vehicle Sketch Pad // AIAA Paper Orlando, FL, USA – 2010.
5. Anemaat W.A. and Kaushik B. Geometry Design Assistant for Airplane Preliminary Design // AIAA Paper Orlando, Florida, USA – 2011.
6. Lu L.J., Myklebust A. and War S. Integration of a Helicopter Sizing Code with a Computer-Aided Design System. // Boeing Vertol Company – 1987.
7. Azamatov A., Lee J.W. and Byun Y.H. Comprehensive aircraft configuration design tool for Integrated Product and Process Development// J. Advances Engineering Software – 2011 – Vol. 42 – P. 35-48.
8. Ledermann C., Hanske C., Wenzel J., Ermanni P., et. al. Associative parametric CAE methods in the aircraft pre-design // J. Aerospace Science and Technology – 2005 – Vol. 9 – P. 641-651.
9. Ledermann C., Ermanni P. and Kelm R. Dynamic CAD objects for structural optimization in preliminary aircraft design // J. Aerospace Science and Technology – 2006 – Vol. 10 – P.601-610.

10. Iqbal L.U. and Sullivan J.P. Application of an Integrated Approach to the UAV Conceptual Design // Reno, Nevada, USA: AIAA – 2008.

11. Alonso J.J., LeGresley P. and Pereyra V. Aircraft design optimization // J. Mathematics and Computers in Simulation – 2009 – Vol. 79 – P.1948-1958.

12. Fudge D.M., Zingg D.W. and Haimes R.A. CAD-Free and CAD-Based Geometry Control System for Aerodynamic Shape Optimization // Reno, Nevada, USA: AIAA Paper 2005-451. 43rd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit – 2005.

13. Price M., Raghunathan S. and Curran R.. An integrated systems engineering approach to aircraft design. // J. Progress in Aerospace Sciences – 2006 – Vol. 42 – P.331-376.

14. Mavris D.N. Formulation of an IPPD Methodology for the Design of a Supersonic Business Jet // Los Angeles, CA, USA: 1st World Aviation Congress. AIAA 965591 – 1996.

Azamatov Abdulaziz Irgashevich

PhD, Turin Polytechnic University in Tashkent, Associate Professor at Civil Engineering and Architecture Department.

e-mail: a.azamatov@polito.uz

Азаматов А.И.

Учувчисиз учиш аппарати конфигурациясини лойиҳалашнинг дастурий ечими

Ушбу мақолада учиш аппарatlари (УА) нинг лойиҳаси ва синтезининг концепт ва бошланғич лойиҳалаш жараёнлари учун зарур бўлган конфигурация лойиҳаловчи дастурий ечим – учувчисиз учиш аппарати (УУА) геометрияси мисолида кўриб ўтилган.

Ушбу дастурдан УА ўлчам параметрларини аниқлаш ва техник имкониятларини ҳисоблаш жараёнида фойдаланилади. Дастурнинг график фойдаланувчи интерфейси PyQT да ва дастурнинг асосий матни Python ва унинг модуллари (numpy, matplotlib ва х.к.лар) ёрдамида ёзилган. Уч ўлчамли (3D) шакл тасвирлаш модули CATIA V5 – компьютер ёрдамида лойиҳалаш дастури (CAD) дан фойдаланган ҳолда амалга оширилади.

УУА конфигурациясининг геометрик маълумотлари мақолада кўрсатилган дастур ва усулдан фойдаланган ҳолда ҳосил қилинганда бошқа усуллардан фойдалангандан кўра яхшироқ аниқликка ва ишонччиликка эга бўлиши мумкин.

УДК 004.855.5

Рўзиев О.Б., Шоазизова М.Э., Сайфуллаев Ш.Б.

SVM таянч векторлар усулида оптималлаштириш масаласи учун ядро функциясини қўлланилиши

Аннотация. Мақолада оптималлаштириш масаласини таянч вектор машинаси (SVM) усули ёрдамида ечиш назарияси келтирилган бўлиб, оптималлаштириш масаласи учун ядро функциясини қўлланилиши, Grid search алгоритмлари таҳлили амалга оширилган.

Калит сўзлар: Таянч векторлар машинаси, SVM, Grid Search, классификация, Karuch–Kuhn–Tucker шартлари.

Кириш. Ҳозирги даврда турли объектларни классификация қилиш масаласи муҳим масалалардан бири ҳисобланади. Таянч векторлар машинаси (SVM – Support Vector Machines) В.Валпник томонидан ишлаб чиқилган бўлиб, функциялар ёрдамида синфларга ажратиш усулига асосланган [1].

Реал маълумотлар тўплами классификация қилинганда объектларни синфларга чизиқли ажратиш имконияти мавжуд эмас. Шунинг учун SVM классификатор нозик объектларни ажратишда ядро деб аталган махсус функцияни қўллаш бўлиб, бу функция тажрибавий маълумотлар тўплами берилган фазодаги синфларга ажратувчи гипертексислик қурилуви юкори

катталиққа эга характеристикалар фазога кўчириш учун ишлатилади. SVM алгоритм ўқитиш жараёнида устивор масалалардан бири SVM классификатор параметрларини сошлаш бўлиб, параметрлар ичида энг муҳимлари ядро функцияси тури, ядро параметрлари қийматлари ва регуляризация параметри қиймати. Ҳар хил синф объектларини ажратишга имкон берувчи ядро функция сифатида одатда қуйидаги синфлардан биридан фойдаланилади [1,3]: чизикли, номинал, радиал базис, сигмоид.

Регуляризация параметри C синфларга ажратувчи чизик кенглигини максималлаш ва умумий хатони минималлашни келиштиришга имкон беради. Ядро радиал базис функциясида фойдаланилганда (Radial basic Function RBF) [3] бу функция коэффиценти T қийматни топиш лозим. SVM-классификатор параметрларини сошлаш энг содда усули параметр қийматлари турли комбинацияларини кўриб чиқишга асосланган. Энг кўп қўлланиладиган алгоритм тўр бўйича кидириш алгоритмлари, хусусан Grid Search алгоритми (GS-алгоритм) [5]. Ўқитувчи маълумотлар тўпламида кўп маълум турига мос келувчи ҳар бир параметрлар комбинацияси учун ўзаро кесишувчи текшириш (cross-validation) [5] амалга оширилади. Натижада тўр бирор тугунини аниқловчи ва кросс текшириш кўрсаткичи энг яхши қийматига эга параметрлар қийматлари комбинацияси топилади. SVM классификатор параметрлари оптимал қийматлари тўпламини танлаш қайта ўқитиш (ўқитувчи тўпланда танлашда катта хато) ёки старли бўлмаган ўқитиш (ўқитувчи ва тест танланмаларда хатолар яқин ва қиймати катта) классификатор муаммолари олдини олишга имкон беради. Агар ўқитувчи ва тест танланмаларда хатоларни ўзаро яқин бўлса ва қиймати кичик бўлса бундай SVM классификатор классификация масаласини ечиш учун яроқли классификатор ҳисобланади.

Ишнинг мақсади асосий PSO алгоритмининг Grid яъни тўрли кидириш ва уларнинг алгоритмлари ҳамда уларни излаш характеристикаларини солиштириш асосида гибрид версияларини ишлаб чиқиш.

Амалдаги классификациялаш усуллари асосан аънавий статистикага асослангандир. Маълумотлар ҳажми чексизга йўналтирилган бўлса, у ҳолда статистика усуллари самарали ҳисобланади. Лекин одатда фақат чекли сондаги танланган маълумотлардан фойдаланишга тўғри келади. Бундай маълумотларни классификациялаш учун SVM усулидан фойдаланиш мақсадга мувофиқ [2-3]. Бу тадқиқот ишида икки синфга тегишли маълумотлар учун SVM усулини қўллаш ва объектларни синфларга ажратишдаги хатоликлар кўриб чиқилган. Масалани ечиш учун Matlab тизимидаги стандарт функциялардан фойдаланилган. Аниқланган барча хатоликлар солиштирилиб, ўқитилиши лозим бўлган маълумотларнинг муҳим микдорини аниқлашга эришилган.

Сўнги тадқиқотларда эришилган натижаларга қўра SVM усули аниқлик бўйича бошқа классификациялаш алгоритмларга нисбатан яхши натижаларни бермоқда [4].

Мазкур усул қуйидаги реал муоммаларни ечишда қўлланилади:

- юзларни таниб олиш;
- матнларни классификациялаш;
- қўлёзмаларни таниб олиш;
- биоинформатика (оптика белгиларини таниб олиш);
- тасвирларни классификациялаш;
- мусикаларни классификациялаш;

- тиббиётга оид кичик ўлчамдаги маълумотларни таҳлил қилиш.

Мазкур турдаги масалаларни математик нуқтаи назардан шакллантириш қуйидагича амалга оширилади:

Фараз қилайлик x объект n ўлчамли бўлсин, яъни

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ Бу ерда } x_i \text{ хақиқий сон бўлиб,}$$

$x_i \in R$, $i = 1, 2, \dots, n$. Ҳар бир x_i объект y_i , $y_i \in \{-1, +1\}$ синфга тегишли. m та объект ва уларни синфлари билан биргаликда T ўқитилувчи танланмалар тўпламини қарайлик.

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}.$$

Скаляр кўпайтмалари ва m та x объектлар тегишли бўлган V фазони кўраимиз. Фазодаги гипертекислик қуйидагича аниқланиши мумкин.

$$\{x \in S | wx + b = 0\}, w \in V, b \in R.$$

Бу фазода векторларнинг скаляр кўпайтмаси wx қуйидагича аниқланади:

$$wx = \sum_{i=1}^n w_i x_i.$$

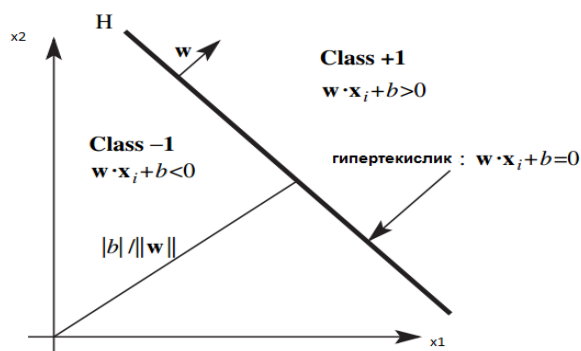
Таъриф. Объектларни ўқитилувчи танланмалар тўплами чизикли ажраладиган дейилади, агарда синфларни ажратиш битта гипертекислик ёрдамида амалга ошириш мумкин бўлса.

Бундай чизикли классификациялаш 1-расмда келтирилган. Бунда H гипертекислик қуйидаги тенглама билан аниқланган:

$$w_i x + b = 0 \quad (1)$$

$$\begin{cases} w x_i + b > 0 \\ w x_i + b < 0 \end{cases} \text{ Агар } \begin{cases} y_i = 1 \\ y_i = -1 \end{cases} \quad (2)$$

Юқоридаги (1) тенглама билан аниқланувчи гипертекисликни (w, b) жуфтлик каби белгилаймиз. Ўқитилувчи танланма объектларини чизикли синфларга ажратувчи (w, b) гипертекислик мавжуд бўлса, у барча ўқитилувчи танланмалар тўпламидаги объектларни тўғри синфларга ажратади.



1-Расм. Чизикли классификациялаш

Барча объектлар $\{+1\}$ синфга тегишли алоҳида соҳада $w x_i + b > 0$ тенгсизлик билан ва $\{-1\}$ синфга тегишли объектлар эса $w_i x + b < 0$ тенгсизлик билан аниқланади.

x_i нуқтадан (w, b) гипертексликгача бўлган масофа куйидаги тенглик билан аниқланади:

$$d(x, w, b) = \left| \frac{w x + b}{\|w\|} \right|$$

Бу ерда $\|w\|$ - w векторнинг нормаси. Ҳамма нуқталардан гипертексликгача ягона \min масофа d_{\min} аниқланади.

$$d_{\min} = \frac{|b|}{\|w\|} \quad (3)$$

Умумийлаштириб (2) тенгсизликларни куйидагича ёзиш мумкин.

$$y_i (w x_i + b) \geq +1, \quad i = 1, \dots, m \quad (4)$$

Кўрилатган масалада синфлар чизикли ажралади ҳамда (4) (w, b) гипертекслик барча ўқитилувчи объектларни классификация қила олади деб фарз қилайлик.

Чизикли классификацияловчи N гипертексликга паралел ва таянч векторлардан ўтувчи гипертексликлар орасидаги масофа $\frac{b}{\|w\|}$ га тенг бўлади. $\{-1\}$ синфнинг объектларини чегараловчи таянч векторлардан ўтувчи тексик учун $w_i x + b = -1$ тенглик ўринли бўлади ва H_1 гипертекслик аниқланади. Шунга ўхшаш $\{+1\}$ синф объектларини чегараловчи таянч векторлардан ўтувчи тексик учун $w x_i + b = +1$ тенглик ўринли бўлади ва H_2 аниқланади.

Асосий N ва H_1 гипертексликлар орасидаги масофа $\frac{|-1 - b|}{\|w\|}$ га, N ва H_2 гипертексликлар орасидаги масофа $\frac{|+1 - b|}{\|w\|}$ га

тенг бўлади. Бундан кўриниб турибдики, H , H_1 ва H_2 гипертексликлар параллелдир. Ҳеч қандай ўқитилувчи объект H_1 ва H_2 гипертексликлар орасида ётмайди. Юқоридаги (3) ифодага асосланган ҳолда H чизикли классификацияловчи (гипертексликнинг қалинлиги H_1 ва H_2 лар орасидаги масофа 2-расм) $\frac{2}{\|w\|}$ га тенг.

Оптимал ажратувчи гипертексликни топиш масаласи чизикли классификаторларни идентификациялаш масаласига келтирилади ва $\|w\|$ нинг минимум қиймати куйидаги шартлар асосида топилади:

$$\begin{cases} w x_i + b \geq +1 \\ w x_i + b \leq -1 \end{cases} \text{ агар } \begin{cases} y_i = 1 \\ y_i = -1 \end{cases}$$

$$y_i (w x_i + b) - 1 \geq 0, \quad i = 1, \dots, m$$

Бу масала эса $0,5\|w\|^2$ функцияни минимумини (4)

шартлар остида топишга эквивалентдир. У ҳолда $\frac{\|w\|^2}{2}$

ни минимумини топиш учун лагранж функциясида фойдаланиш мумкин:

$$L_p(w, b, \lambda) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^m \lambda_i (y_i (w x_i + b) - 1) \rightarrow \min \quad (5)$$

Бу ерда $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$ ўқитилувчи

объектларнинг лагранж кўпайтувчилари бўлиб, $\lambda_i \geq 0$

ва P L_p масаланинг бошланғич шаклланишини

билдиради. Лагранж функцияси L_p ни w ва b , бўйича

минималлаштириш ва λ_i бўйича максималлаштириш зарур. Бу турдаги масалани ечиш учун Karush-Kuhn-Tucker (KKT) шартлари куйидагича ифодаланади:

Градиентлик шarti:

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} \left(\frac{w, b, \lambda}{\partial w} \right) = w - \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i x_i = 0, \quad (6)$$

бу ерда

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} \left(\frac{w, b, \lambda}{\partial w} \right) = \left(\frac{\partial L}{\partial w_1}, \frac{\partial L}{\partial w_2}, \frac{\partial L}{\partial w_3}, \dots, \frac{\partial L}{\partial w_n} \right),$$

$$\frac{\partial L_p(w, b, \lambda)}{\partial b} = \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i = 0, \quad (7)$$

$$\frac{\partial L_p(w, b, \lambda)}{\partial \lambda_i} = \sum_{i=1}^m y_i (w^* x_i + b) = 0, \quad (8)$$

Ортогоноллик шarti:

$$\lambda_i [y_i (w x_i + b) - 1] = 0, \quad i = 1, \dots, m, \quad (9)$$

Бажарилиш шarti:

$$y_i (w x_i + b) - 1 \geq 0, \quad i = 1, \dots, m. \quad (10)$$

Оптимал гипертексликни SVM бўйича куриш KKT ((6)-(10)) шартлари ечимини топишга эквивалентдир. Энди шу иккаламчи L_d масалани шакллантириб оламиз:

$$L_d(w, b, \lambda) = \sum_{i=1}^m \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j \rightarrow \max,$$

бунда, $\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, m$ ва $\sum_{i=1}^m \lambda_i y_i = 0$.

L_p ни минимумлаштириш ва L_d ни

максималлаштириш масаласини ечиш учун самарали алгоритмларидан бири Plat томонидан таклиф этилган SMO (sequential minimal optimization) алгоритмдир [5].

Бунда W вектор (6) ифодага асосан қуйидагича аниқланади:

$$w = \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i x_i \quad (11)$$

b юқорида келтирилган (9) шартдан аниқланади:

$$b = y_i - \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i x_i x_j \quad (12)$$

Ўқитилиш жараёни тугагандан кейин классификатор янги объектларни қайси синфга тегишли эканлигини топиб беради. x_k -объект қайси синфга тегишли эканлигини қуйидагича аниқлайди:

$$\text{Синф}(x_k) = \begin{cases} +1 & \text{агар } \begin{cases} w x_k + b > 0 \\ w x_k + b < 0 \end{cases} \end{cases}$$

Бундан кўринадики, янги объект қайси синфга тегишли эканлиги $w x_i + b$ ифоданинг ишорасига боғлиқ равишда аниқланади. (11) формулага асосан W ни ҳисобламасдан туриб ҳам янги объектларни синфларга ажратиш мумкин. Бундай ҳолатларда классификациялаш ўқитилувчи тўпلامдаги таянч векторлар ва лагранж кўпайтувчиларининг мос қийматларидан фойдаланилади λ_i :

$$\text{Синф}(x_k) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^m \lambda_i y_i x_i x_j + b \right)$$

Grid Search алгоритми. Grid Search аввалига аниқ гиперпараметрик тўпلامлар асосидаги ноёб қидирув ҳисобланади. Гиперпараметрлар минимал қийматлар (қуйи чегара), максимал қийматлар (юқори чегара) ва кадамлар сонларидан фойдаланилиб кўрсатилади. Фойдаланиладиган учта турли масштаб мавжуд: чизиқли шкала, квадрат шкала ва логарифмик шкала. Ҳар бир комбинациянинг самарадорлиги баъзи самарадорлик кўрсаткичлари билан баҳоланади.

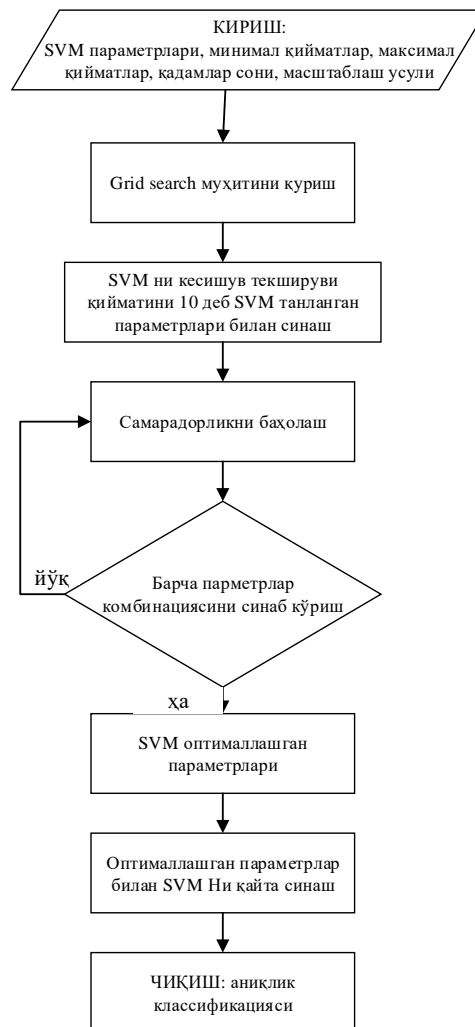
Grid Search алгоритми SVM (C , даража ва бошқалар) параметрларини техниканинг кесишувчи текширувдан (CV) самарадорлик кўрсаткичи сифатида фойдаланиб оптималлаштиради. Мақсад классификатори номаълум маълумотларни аниқ башорат қилиш учун гиперпараметрларнинг яхши комбинациясини аниқлаб беради. Кесишувчи текширув (CV) усули ортиқчалик муаммосини олдини олиши мумкин.

k -каррала CVдан фойдаланиб C ва γ танлаш учун аввал маълум маълумотларни k тўпلامларга ажратамиз (кўп тажрибаларда $k=10$ деб олинади). Битта тўпلام тестлаш маълумотлари сифатида фойдаланилади, кейин эса қолган $k-1$ ўкув тўпلاميда фойдаланилиб баҳоланади. Сўнгра CV хатолигини ҳисоблаймиз, бу хатолик SVM классификатори учун турлича бўлган C , γ ва бошқа параметрлардан фойдаланади.

Гиперпараметрларнинг қийматлари турли комбинацияларда кирилади ва энг яхши аниқликка эга кесишув текшируви қиймати (ёки CV нинг энг кам хатолиги) танланади ва маълумотларнинг барча тўпلاميда SVM ўқитилиши учун фойдаланилади.

Чизиқли ядрони оптималлаштириш учун фақатгина битта муҳим параметр мавжуд, у C , RBF да ядро ва сигмовид кўринишидаги ядро иккита параметрга эга: C ва γ , полином ядроси эса учта параметрга эга: C , γ ва даража. Аслини олганда параметрлар учтадан кўп, бироқ кўп параметр ва катта миқдордаги кадамлар сони (ёки параметрларнинг эҳтимолий қийматларига) кўплаб

комбинацияларга олиб келади. Масалан, агарда биз ҳар бир параметр учун 5 та параметр ва 25 та кадам оптималлаштиришни истасак, унда комбинацияларнинг умумий сони 255 ёки 9765625 тани ташкил этади, бу катта миқдордаги вақтни талаб этади. Grid Search дан фойдаланиб, SVM параметрларини оптималлаш 1-расмда кўрсатилган.



1-расм. Grid Search алгоритми

SVM параметрларини оптималлашнинг катта муаммоларидан бири C қийматларининг аниқ диапазони йўқлигидадир. Агар диапазон қанчалик катта бўлса Grid Search усули имкониятлари комбинациянинг шунча яхши параметрларини топишни имконини беради. Шунинг учун ҳам бу тажрибада C ва γ диапазони 0.001 дан 10000 гача қилиб белгиланди.

1-жадвал. Объектларни классификациялаш хатоликлари

№	Маълумотлар тўпلامي номлари	Объектлар сони	Синфлар сони	Аттрибутлар сони
1.	Кўкрак беги саратони	569	2	30
2.	Паркинсон	195	2	23

Паркинсон ва кўрак беги саратони касалликларида объектларни 2 синфга

классификациялашда турли хил кўрсаткичдаги хатоликлар олинди.

2-жадвал. Паркинсон маълумотлари учун натижалар

№	Ядро номи	C	Маълумотлар аниқлигини ўлчаш	Маълумотлар аниқлигини синаш	Ўлчаш вақти
1.	Чизикли	2.0	85.25	92.30	0.001
2.	RBF	1.7	88.46	89.74	0.001
3.	Полиминал	0.9	86.53	87.17	0.001
4.	Сигмоид	0.3	81.41	82.05	0.001

3-жадвал. Кўкрак беги саратони учун натижалар

№	Ядро номи	C	Маълумотлар аниқлигини ўлчаш	Маълумотлар аниқлигини синаш	Ўлчаш вақти
1.	Чизикли	0.1	96.48	99.12	0.002
2.	RBF	2.0	96.92	99.12	0.004
3.	Полиминал	2.0	90.98	92.10	0.003
4.	Сигмоид	1.0	96.48	94.73	0.004

Паркинсон касаллигида маълумотлар аниқлигини ўлчашда олинган натижалар ва уларни синашдан олинган натижалар орасида унча катта бўлмаган фарқ бўлишига қарамасдан синаш натижалари ўлчаш натижаларига нисбатан юқори.

Кўкрак беги саратонида маълумотлар аниқлигини ўлчаш натижалари жуда яхши натижаларни кўрсатди. Маълумотлар аниқлигини синаш натижалари эса деярли 100%ли натижани кўрсатмоқда. Бироқ шунга айтиб ўтиш керакки, ўлчаш вақтлари Паркинсондагидек бир хил қийматда эмас, балки турли қийматни кўрсатмоқда.

Шундай қилиб, SVM классификациялаш алгоритмини оптимал қийматга олиб келишда Grid Search алгоритмидан фойдаланиш ва бунинг натижасида оптимал қийматларни излаб топишда ядро функцияларини қўлланилинса, SVM алгоритми параметрларини яхшлашга эришилади. 1-4-жадвалларда тажрибада олинган классификациялаш хатоликлари, кўкрак беги саратони ва Паркинсон касалликлари учун натижалар ҳамда белгилардан фойдаланилган ҳолда параметрларнинг ўлчанган аниқликлари ҳар бир тўплам ядролари учун келтирилган.

Адабиётлар

- [1] Boser, B. E., I. Guyon, and V. Vapnik (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers . In Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, pages. 144 -152. ACM Press 1992.
- [2] V. Vapnik, The Nature of Statistical Learning

Theory. New York: Springer-Verlag, 1995.

[3] Kernel Methods for Pattern Analysis, John Shawe – Taylor and Nello Cristianini, Cambridge University Press, 2 0 0 4.

[4] D.Bickson, D. Dolev and E. Yom-Tov, Solving Large Scale Kernel Ridge Regression using A Gaussian Belief Propagation Solverin NIPS Workshop on Efficient Machine Learning, Canada, 2007

[5] J. C. Platt, “Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization,”Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning, pp. 185–208, 1999.

[6] Chang, C.-C. and C. J. Lin (2001). LIBSVM: a library for support vector machines.

[7] Camastra, F. & M. Filippone (2007). SVM-based time series prediction with nonlinear dynamics methods. Knowledge-Based Intelligent Information and Eng. Systems, LNCS, Springer, Vol. 4694, 2007, pp 300-307

Рўзибоев Ортик Бахтиёрвич

Мухаммад ал-Хоразмий номидаги Тошкент ахборот технологиялари университети “Ахборот технологияларининг дастурий таъминоти” кафедраси доценти, PhD

Tel.:(+99897)-733-86-88;

e-mail: ortiq231986@mail.ru

Сайфуллаев Шерзод Бахтиёр ўгли

Мухаммад ал-Хоразмий номидаги Тошкент ахборот технологиялари университети “Ахборот технологиялари” кафедраси магистратура талабаси

Tel.:(+99891) 162-42-70;

e-mail: sherzodsay@gmail.com ;

Шоазизова Мадина Элдоровна

Мухаммад ал-Хоразмий номидаги Тошкент ахборот технологиялари университети “Ахборот технологияларининг дастурий таъминоти” кафедраси ассистенти

Tel.:(+99897)-715-01-88;

e-mail: shoazizova@mail.ru

Ro‘ziboev O.B., Shoazizova M.E., Sayfullaev Sh.B. The use of the NF function for the optimization of SVM base vectors

The article describes the methodology and software based on the algorithms of computational algorithms for solving the problem of classifying definitions of medical symbols. The problem of classifying patients with headaches, which is often found in neurological diseases in software diagnostics, was studied. At the first stage of the program, an informational field is formed, and at the second stage, the problem of classification is solved. For headache disorders, a class of information was developed that is specific to the diagnostic class in order to determine the significance of the chosen diagnosis and the decisive principle of determining which object is similar to the unknown.

Keywords: logo definition, distance and proximity functions, estimation algorithms, classification, informative symbols.

sherzodsay@gmail.com