Využitie genetického algoritmu na výber funkcií v oblasti behaviorálnej biometrie

Jozef Varga

Fakulta informatiky a informačných technológií STU v Bratislave, Ilkovičova 2, 842 16 Bratislava 4

Abstrakt Výber funkcií je v strojovom učení náročnou kombinatorickou úlohou. Funkcie, ktoré neskôr vstupujú do rôznych modelov v strojovom učení, majú veľký vplyv na následnú presnosť a rýchlosť samotného modelu. Toto je jeden z problémov, ktorý sa vyskytuje pri autorizovaní užívateľa pomocou behavioralnej biomerie. Práve pri zaznamenávaní dát o užívateľovy, získame veľké množstvo atributov, ktoré znižujú rýchlosť výpočtu a taktiež degradujú kvalitu klasifikácie.
V tomto článku sme vytvorily genetický algoritmus, ktorý používame práve na výber funkcií. Nami vytvorenú metódu porovnávame s bežnými metódami ako sú Variance Inflation Factor (VIF) a vyber funkcií pomocou korelácií. Zvolené metódy boli porovnané pomocou rôznych klasifikátorov ako sú napríklad KNN, SVM, Naive Bayes a iné. V práci sme využili verejný dataset [1,13] ktorý obsahuje biometrické dáta o užívateľoch. Tieto dáta obsahujú informácie o tom v akom stave sa nachádza užívateľ, teda či sedi: leží, sedí, kráča, kráča hore schodmy, kráča dole schodmy alebo stojí. V tejto práci sa ukázalo, že použitie genetického algoritmu zlepšilo výsledky jednotlivých klasifikátorov.

Keywords: Behavioralna biometria · Genetický algoritmus · Strojové učenie · Výber funkcií / atributov.

1 Úvod

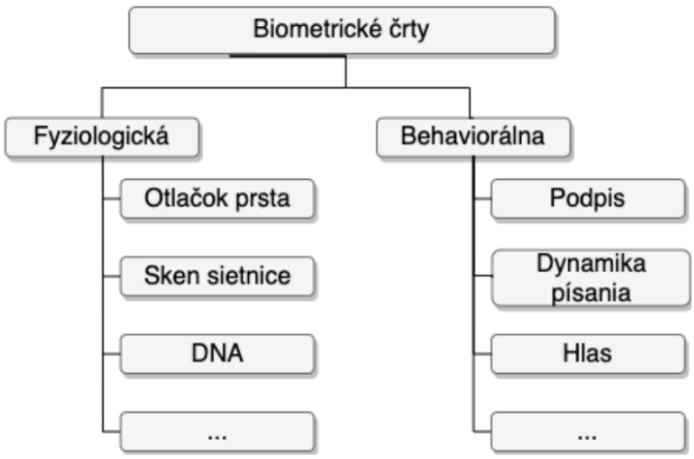
V dnešnej dobe je využitie smartfónov na vzostupe. Veľké množstvo ľudí tieto zariadenia využíva aj na vyhľadávanie informácií, úpravu dokumentov a rôzne ďalšie funkcionality, ktoré tieto zariadenia podporujú [3]. To, že sú smartfóny veľkou súčasťou technologického sveta potvrdzuje aj štatistika z roku 2018, ktorá hovorí, že až 52,2% zobrazení globálnych webových stránok prebiehalo pomocou mobilných zariadení. Zaujímavé je, že v tomto prípade ide o nárast až 51,5% oproti štatistike z roku 2009 [11]. Mobilné zariadenie prináša veľmi veľa nových možností výskumu ktoré sú orientované na správanie človeka. Dôvodom je hlavne veľké množstvo informácií ktoré sú možné vďaka senzorom v mobilnom zariadení zaznamenať.

Tieto senzory zaznamenávajú takzvané biometricke črty. Biometria sa zakladá na charakteristických črtách konkrétnej osoby. Tieto biometrické črty sa delia na dva typy, a to na fyziologické a behaviorálne (viď. Obr. 1). [12] Fyziologická biometria, ako napríklad odtlačok prsta, je veľmi často využívanou

overovacou technikou, keďže je jedinečná a stála. Táto biometria má však aj svoje nevýhody. DNA, čo je typickým príkladom tejto biometrie, je dosť invazívne na to, aby sa využívalo napríklad na smartfónoch, keďže jej využitie by vyžadovalo určitú podmienenú činnosť užívateľa, napríklad odber krvi. Naopak behaviorálna biometria má výhodu v možnosti práce na pozadí bez akejkoľvek určitej požadovanej činnosti užívateľa. Keďže sa jedná o charakteristiky, ako napríklad rýchlosť písania, nakláňanie smartfónu alebo chôdza, používateľove správanie môže byť overené počas bežných činností. [12] Výhodou behaviorálnych čŕt je teda fakt, že ak už zariadenie disponuje potrebným hardvérom, v prípade mobilných zariadeniach napríklad senzormi, je možné vykonávať rôzne opreácie ako napríklad autentifikáciu užívateľa alebo identifikovanie stavu v akom sa užívateľ nachádza bez toho, aby o tom samotný užívateľ vedel. Naopak nevýhodou tejto biometrie je, že behaviorálne charakteristiky užívateľa sa časom menia, a teda je potrebné častejšie vytvorenie profilu užívateľa [10].

Jedným z problémov ktorý sa objavuje pri prácach s behaviorálnimy črtamy, je množstvo atributov, ktoré sa získavajú zo senzorov. [8] Získané atributy môžu obsahovať irelevantné/zavádzajúce informácie, ktoré môžu mať za následok zníženie kvality klasifikácie modelu. [2,7,8,9,17]

Práve výberom atributov sa budeme v tejto práci bližšie zaoberať. Naša metóda na výber atributov spočíva vo využití genetického algoritmu, ktorý bude aplikovaný na výber čŕt v datasete ktorý sa venuje skúmaniu stavu užívateľa (leží, chodí, sedí) na základe biometrických čŕt získaných z mobilného zariadenia. [1,13]



Obr. 1. Typy biometrických čŕt [12]

2 Podobné práce

Výber atributou je veľmi podstatnou časťou pri strojovom učení. Veľmi veľa prác sa zaoberá rôznymi metódami ktoré by boli nápomocné pri spracovávaní rôznich datasetov. V práci [8] experimentovali nad dvoma databázami, pričom prvá databáza mala 43 atributov a 231 záznamov. Druhá databáza obsahovala žé atributov a 7555 záznamov. Dáta si rozdelily na testovaciu a trénovaciu množinu v pomere 66:33. Teda 66% bolo dát bolo určených na trénovanie modelu a 33% dát na jeho trénovanie. V práci využívajú na klasifikáciu modely KNN, SVM a Naive Bease (viď. Tab. 1). Na konci experimentu zhodnotili že využitie genetického algoritmu na vyber atributov pri rôznych klasifikátoroch mal veľmi priaznivé účinky práve na SVM a to v zlepšení až o 14,55% v prvom datasete a 11,77% v druhom datasete. Keďže zlepšenie bolo viditeľne vidieť pri každom zo spomenutých klasifikátorov, v práci usúdili že využitie genetických algoritmov v tejto problematike zvyšuje presnosť klasifikátora. Naše riešenie chceme porovnať s existujúcimi algoritmamy na výber funkcií a to variance inflation factor (VIF) a výber na základe korelácií.

Tabuľka 1. Accuracy (pesnosť ACC) modelov v percentách výberu funkcií. [8]

	Bez výberu funkcií		
Databáza	**KNN**	**SVM**	**Naive Bayes**
Da Silva et al. 2016	72.73 ±2.74	73.55 ±2.63	55.54±3.54
Giot et al. 2009	86.72 ±0.58	78.28 ±0.67	69.33 ±0.67
Databáza	**Využitie genetického algoritmu na výber funkcií**		
Da Silva et al. 2016	87.85±0.84	88.10 ±0.90	81.64 ±0.97
Giot et al. 2009	88.86 ±0.23	90.05±0.41	77.44 ±0.27

V ďalšej práci[2] využili na výber atributov tri rôzne algoritmy a to genetický algoritmus, WEKA-CFS a WEKA-ranker. Na vyhodnotenie taktiež použili viacero klasifikátorov a to Multi-Layer Perceptron (MLP), Random Forest (RF), J48, Naive Bayes a regresiu. Najlepšie výsledky boli získané pomocou MLP. Ako najlepšia funkcia na výber atributov sa ukázal práve genetický algoritmus, ktorý má výhodu práve v širokej možnosti nastavovania.

Nasledujúca práca[17] využila genetický algoritmus na optimalizáciu nie len výberu funkcií, ale aj výberu parametrov pre SVM klasifikátor. Výsledky im ukázali , že využitie tohoto algoritmu, nie len zlepšilo výsledky klasifikácie, ale oproti využitia grid searchu aj zrýchlilo výpočet o 2,62 sekundy bez využitia vyberu funkcií a o 1,21 sekundy rýchlejšia ak sa výber funkcií využil. Presnosť klasifikácie sa zvýšila až o 3,57%. 83,14 ± 7,19 boli najnižšie získané hodnoty s využitím výberu funkcií založených na genetickom algoritme.

Posledná skúmaná práca [9] sa zaoberala predovsetkým klasifikátorom C4.5. Skúmali ako vplýva genetický algoritmus, ktorého fitnes funkcia pozostáva na strome, na výber funkcií aj u iných algoritmov. Teda neskúšali využívať vo fitnes funkcii len klasifikátor s ktorým neskôr prebieha klasifikácia. Zistili že takáto

fitnes funkcia, taktiež zlepšuje aj iné modely. Ich výsledky sa ukázali ak rovnakú funkciu použili na Naive Bayes kde sa klasifikácia zlepšila o 4,92 %.

3 Využívané algoritmy na výber funkcií

V tejto práci sme sa rozhodli porovnať genetický algoritmus na výber funkcií s algoritmamy Variance Inflation Factor a Výber funkcií pomocou korelácií. Tieto algoritmy sa radia medzi základné algoritmy na výber funkcií. [16]

3.1 Variance Inflation Factor

Tento algoritmus odstranuje funkcie ktoré majú veľmmi silnú kolinearitu. Vif odhaduje do akej miery je rozptyl koeficientu zväčšený kôli linearnej závislosti s inou prediktorom. Výpočet VIF pre každý stĺpec sa dá získať vykonaním lineárnej regresie tohoto stĺpca s všetkými ostatnými stĺpcami.[16] Vzorec pre výpočet VIF vyzerá nasledujúco:

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2} \tag{1}$$

V uvedenom vzorci R_i^2 predstavuje koeficint regresie medzi i-tou premennou a všetkými ostatnými premennými. VIF sa pri výbere funkcí porovnáva a odstranujú sa hraničné hodnoty.[16]

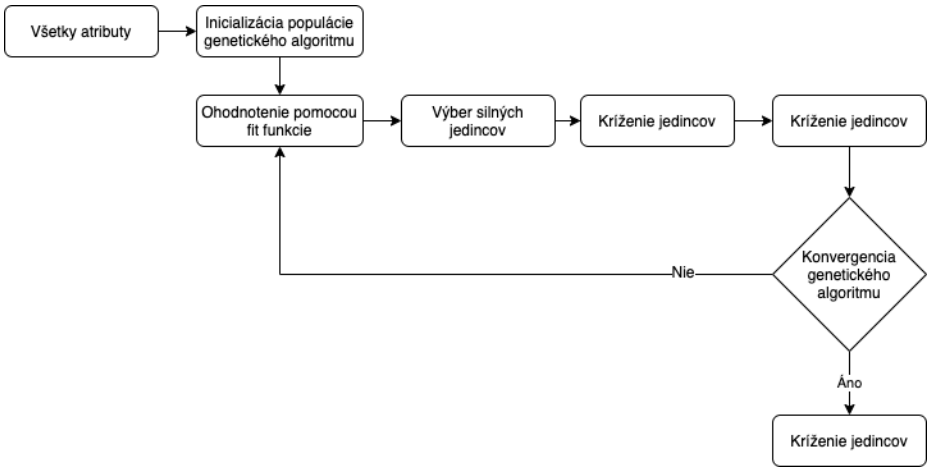
3.2 Výber funkcií pomocou korelácií

Funkcie sú vyberaná pomocou korelačného koeficientu. Koeficient korelácie je miera linearnej intenzity korelácie. Najčastejšie je využívaný Pearsonov korelačný koeficient. Tento koeficient nadobúda hodnoty medzi 1 až -1. 1 vo výsledku predstavuje perfektú pozitívnu koreláciu (podobnosť). Naopak -1 predstavuje perfektńu negatívnu koreláciu (podobnosť). 0 označuje, že medzi prvkami nie je žiadna korelácia / podobnosť. Ak prebieha výbere funkcií touto metódou, vďaka výsledkom korelácie sa odstráňuju veľmi podobné funkcie.[16]

3.3 Genetický algoritmus

Genetické algoritmy sú inšpirované evolúciou. Teda ich základ sa skladá z generácií ktoré sa vyvíjajú a obsahujú určité množstvo chromozómv, ktoré sa spolu volajú populácia. Tieto chromozómy obsahujú kritické informácie potrebné na vyriešenie problému. Tieto algoritmy sa využívaju najme na optimalizáciu rôznich problémov. Ich uplatnenie je v praxi veľmi široké.[2,14] Nami vytvorený algoritmus sa skladá z ... (viď. Obr. 2)

Generovanie počiatočnej populácie



Obr. 2. Schéma genetického algoritmu na výber funkcií

Tabuľka 2. Nastavenie genetického algoritmu

Parametre GA	**hodnota**
Fit funkcia založená na modely	AdaBoost
Reprezentácia génu	Boolean
Maximálny počet generácií	20
Veľkosť populácie	100
Chromozómy vytvorené krížením	30
Chromozómy vytvorené generovaním	30
Najlepšie chromozómy z minulej generácie	30
Percentuálna šanca mutácie	60%

4 Experimenty

5 Vyhodnotenie

6 Záver

Literatúra

1. Anguita, D. et al.: A public domain dataset for human activity recognition using smartphones. ESANN 2013 proceedings, 21st Eur. Symp. Artif. Neural Networks, Comput. Intell. Mach. Learn. April, 437–442 (2013).
2. Babatunde, O. et al.: A Genetic Algorithm-Based Feature Selection. Int. J. Electron. Commun. Comput. Eng. 5, 4, 899–905 (2014).
3. Bomhold, C.R.: Educational use of smart phone technology: A survey of mobile phone application use by undergraduate university students. Program. 47, 4, 424–436 (2013). https://doi.org/10.1108/PROG-01-2013-0003.
4. Fröhlich, H. et al.: Feature Selection for Support Vector Machines by Means of Genetic Algorithms. Proc. Int. Conf. Tools with Artif. Intell. 142–148 (2003). https://doi.org/10.1142/s0218213004001818.
5. Ghareb, A.S. et al.: Hybrid feature selection based on enhanced genetic algorithm for text categorization. Expert Syst. Appl. 49, 31–47 (2016). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.12.004.
6. Khan, M.A. et al.: Erratum: An optimized method for segmentation and classification of apple diseases based on strong correlation and genetic algorithm based feature selection (EEE Access (2019) 7 (46261-46277). IEEE Access. 8, 36514 (2020). https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2974161.
7. Lu, H. et al.: A hybrid feature selection algorithm for gene expression data classification. Neurocomputing. 256, 2017, 56–62 (2017). https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.07.080.
8. Nascimento, L.D.O. et al.: An investigation of genetic algorithm-based feature selection techniques applied to keystroke dynamics biometrics An investigation of genetic algorithm-based feature selection techniques applied to keystroke dynamics biometrics. SBSeg, 2–5 (2019).
9. Smith, M.G., Bull, L.: Genetic programming with a genetic algorithm for feature construction and selection. Genet. Program. Evolvable Mach. 6, 3, 265–281 (2005). https://doi.org/10.1007/s10710-005-2988-7.
10. Syed, Z. et al.: Touch gesture-based authentication on mobile devices: The effects of user posture, device size, configuration, and inter-session variability. J. Syst. Softw. 149, 158–173 (2019). https://doi.org/10.1016/j.jss.2018.11.017.
11. statista.com, 2018. Percentage of all global web pages served to mobile phones from 2009 to 2018. `https://www.statista.com/statistics/241462/global-mobile-phone-website-traffic-share/`. Posledny prístup 10 Marca 2020
12. Teh, P.S. et al.: A survey of keystroke dynamics biometrics. Sci. World J. 2013, (2013). https://doi.org/10.1155/2013/408280.
13. UC Irvine Machine Learning Repository, `https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/human+activity+recognition+using+smartphones`. Posledny prístup 10 Marca 2020
14. Whitley, D.: A genetic algorithm tutorial. Stat. Comput. 4, 2, 65–85 (1994). https://doi.org/10.1007/BF00175354.

15. Wójcik, M.P. et al.: Measuring Cognitive Workload in Arithmetic Tasks Based on Response Time and EEG Features Architecture and Technology : Proceedings of 38th International Con- Measuring Cognitive Workload in Arithmetic Tasks Based on Response Time and EEG Features. Proc. 38th Int. Conf. Inf. Syst. Archit. Technol. 2, November 2017, (2018). https://doi.org/10.1007/978-3-319-67220-5.
16. Xu, J. et al.: Methods for performing dimensionality reduction in hyperspectral image classification. (2018). https://doi.org/10.1177/0967033518756175.
17. Zhao, M. et al.: Feature selection and parameter optimization for support vector machines: A new approach based on genetic algorithm with feature chromosomes. Expert Syst. Appl. 38, 5, 5197–5204 (2011). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.041.