

STRESS DETECTION ON NON-EEG PHYSIOLOG. DATA

Jakub Jindra

Master Degree Programme (2.), FEEC BUT

E-mail: xjindr02@stud.feec.vutbr.cz

Supervised by: Andrea Němcová

E-mail: nemcovaa@feec.vutbr.cz

Abstract: Stress detection based on Non-EEG physiological data can be useful for monitoring drivers, pilots, workers, and other subjects, where standard EEG monitoring is unsuitable. This work uses Non-EEG database freely available from Physionet. The database contains records of heart rate, saturation of blood oxygen, motion, a conductance of skin and temperature. Model for automatic detection of stress was learned on these data. Best results were reached using a model of a decision tree with 25 features. The accuracy of the resulting model is approximately 93 %.

Keywords: Stress, detection, physiological signals, Non-EEG detection, artificial intelligence, machine learning, decision trees

1 ÚVOD

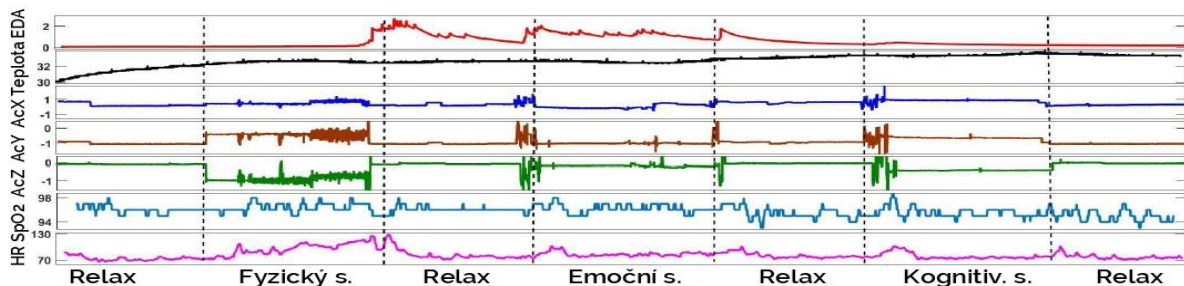
Detekce stresu může poskytnout zpětnou vazbu měřené osobě a být ukazatelem snížené schopnosti kvalitně reagovat na určité vnější podněty. Schopnost ovládat stresové situace je důležitá pro řešení každodenních situací. Mohou to být jak úkoly v pracovním životě, kde rozhodnutí ve stresových situacích mohou končit různými pracovními komplikacemi, tak úkoly, jako je řízení vozidla, kde řízení pod vysokou úrovní stresu může přinést dokonce tragické následky.

Detekce stresu s využitím klasického EEG není vhodná pro každodenní situace. Tato práce proto využívá Non-EEG databázi obsahující základní, snadno snímatelné signály. Celý proces ve zkratce obsahuje předzpracování nasnímaných dat, extrakci a selekci vhodných příznaků a na základě těchto dat sestavení vhodného klasifikačního algoritmu umožňujícího následnou detekci stresu.

2 DATA

Non-EEG databáze [1] je volně dostupná na Physionet [2]. Databáze obsahuje záznamy elektrodermální aktivity (EDA), teploty, pohybu, saturace krve kyslíkem (SpO_2) a tepové frekvence (HR). Podstatnou částí této databáze je anotace signálů, která indikuje časovou lokaci s popisem aktuálního psychického stavu. Všechny signály 1. subjektu jsou spolu s anotací znázorněny na obrázku 1.

Data byla snímána pomocí dvou náramků umístěných na zápěstích. Signály reflektují neurologický stav u 20 zdravých subjektů. Cílem této studie bylo rozlišit odpověď na 4 různé environmentální podněty – kognitivní stres, emoční stres, fyzický stres a relaxační fázi.



Obrázek 1: Data z databáze pro subjekt 1. Převzato z: [1]

3 STROJOVÉ UČENÍ

Data ze zmíněné databáze byla využita jako vstup pro klasifikaci na základě strojově naučeného modelu. Tento proces se skládá z 5 základních kroků.

3.1 PŘEDZPRACOVÁNÍ

Prvním krokem je předzpracování nasnímaných dat. Jelikož samotná databáze již neobsahuje artefakty a šum způsobený při snímání, je zde tento krok značně zjednodušen. Ve fázi předzpracování šlo tedy hlavně o převzorkování dat.

Databáze obsahuje signály se vzorkovací frekvencí $f_{vz} = 1$ Hz a $f_{vz} = 8$ Hz. Cílem bylo data převzorkovat na jednotnou frekvenci. Jelikož u aproximativního převzorkování na $f_{vz} = 8$ Hz nedošlo ke zvýšení přesnosti výsledného modelu, byla pro trénování modelu využita data s $f_{vz} = 1$ Hz.

3.2 EXTRAKCE PŘÍZNAKŮ

Volba vhodných příznaků, které budou extrahovány z těchto dat, je důležitá pro eliminaci nepodstatných či rušivých složek v signálu a výběr složek souvisejících s psychickým stavem jedince. V této práci jsou všechny extrahované příznaky počítány pro posuvné okno délky 15 sekund.

Elektrodermální aktivita se skládá ze dvou hlavních částí. Část, která se mění bez ohledu na změny environmentálních podmínek, nazývaná jako hladina vodivosti pokožky (SCL – skin conductance level), a druhá část související s náhlým zvýšením mentální zátěže – odezva vodivosti pokožky (SCR – skin conductance response) [3]. Z tohoto důvodu byl signál EDA rozdělen dekonvolučním algoritmem na SCR a SCL. Z těchto signálů byly následně vypočítány průměrné hodnoty, počet píků a rozdíl mezi maximální a minimální hodnotou v posuvném okně.

Permanentní stres může vyvolat zvýšení tělesné teploty ovlivněním ANS (autonomního nervového systému). Extrahována byla průměrná hodnota, sklon (rozdíl mezi maximální a minimální hodnotou) a směrodatná odchylka teploty.

Třiosého akcelerometru je zde využito pro snímání pohybů rukou. Pro každou osu byly vypočítány průměrné hodnoty, směrodatné odchylky a spektra pomocí Fourierovy transformace. Kromě těchto příznaků byla také vypočítána hodnota celkového zrychlení jako odmocnina součtu druhých mocnin signálů v jednotlivých osách.

SpO₂ je záznam saturace arteriální krve kyslíkem. Na zařízení pro snímání SpO₂ je rovněž umístěn senzor pro snímání tepové frekvence. Hodnoty tohoto signálu se u nasnímaných dat pohybují od 65 do 127 tepů/min. Pro oba tyto signály byly vypočítány průměrné hodnoty, směrodatné odchylky, minimální, maximální hodnoty a sklon.

3.3 SELEKCE PŘÍZNAKŮ

Extrahované příznaky byly normalizovány do intervalu od 0 do 1, kde 1 odpovídá maximální hodnotě daného příznaku u jednotlivých subjektů. Následovalo objektivní vyhodnocení a výpočet efektivity daných příznaků pro detekci stresu.

Mezi příznaky se vyskytuje mnoho zdánlivě podobných příznaků, často průměrná hodnota, směrodatná odchylka, minimální, maximální hodnoty a sklony. Proto prvním krokem v selekci příznaků bylo zjištění kolinearity, kde byly odstraněny příznaky s větší korelací než 0,96 k jinému příznaku (ten byl zachován). Příkladem může být smazání spektrálních složek akcelerometru v ose x a z, které mají korelační hodnotu se spektrální složkou osy y rovnu jedné – stačí tedy zachovat $a_{y_{fit}}$.

Druhým krokem bylo nalezení příznaků s nulovou významností podle algoritmu vzestupného gradientu. Tento algoritmus je využíván pro klasifikaci a regresi pomocí rozhodovacích stromů. Díky modelům strojového učení založených na stromech lze najít příznaky, které mají, či nemají význam. Příznaky s nulovou významností nebyly ve stromové struktuře využity k rozdělení žádného uzlu, proto je lze odstranit bez ovlivnění přesnosti výsledného modelu.

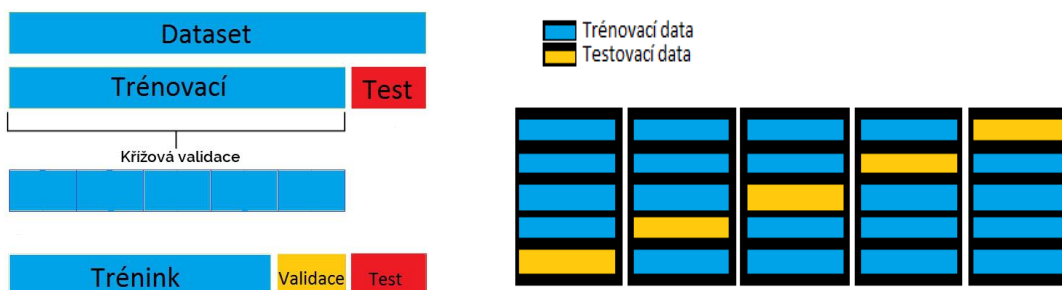
Tato metoda je nedeterministická, proto pro snížení odchylky byl tento proces spuštěn pro 10 iterací. Stejným způsobem byly odstraněny příznaky s velmi malou významností (ke kumulativní významnosti v intervalu od 0 do 1 přispívaly o méně než 0,01).

Nejvýznamnějšími extrahovanými příznaky jsou spektrální složka osy y, sklon SCL, průměrná teplota, směrodatná odchylka osy z, průměrné hodnoty SCR, SCL, SpO₂, osy z atd. Selekcí bylo odstraněno 9 příznaků z celkového počtu 34 extrahovaných příznaků. Model je tedy naučen celkem na 25 příznaků ze 7 původních signálů.

3.4 ROZDĚLENÍ DATASETU

V této práci jsou využita data pro 20 subjektů. Náhodným generátorem bylo vybráno 5 (25 %) subjektů pro testovací dataset a zbylých 15 pro trénovací dataset. Kdybychom vycházeli pouze z tohoto rozdělení, znamenalo by to, že model bude naučen na trénovacím datasetu a funkčnost modelu ověřena na testovacích datech. Tím ale není zaručena náhodnost v rozdělených datech, může se jednat např. o stejnou populační skupinu. Mohly by zde tedy nastat dvě nebezpečné situace, tzv. overfitting nebo underfitting.

Pro zabránění těmto dvěma stavům byla přesnost modelu vyhodnocena pomocí křížové validace. Ta je velice podobná klasickému rozdělení trénovací/testovací dataset, ale je aplikovaná na více subsetů. Trénovací dataset je tvořen 15 subjekty, křížovou validací byl rozdělen na $k = 5$ částí, jedna část obsahuje data 3 subjektů. K-1 pro trénování tedy znamená, že model byl vždy naučen na 12 subjektech a na zbylých 3 byl otestován; takhle postupně pro všechny možné varianty. Tento proces je znázorněn na obrázku 2. Vlevo je rozdělení původního datasetu náhodně na testovací a trénovací. Dále rozdělení trénovacího datasetu pomocí křížové validace. Vpravo jsou pak znázorněny jednotlivé iterace křížové validace. Výsledná přesnost modelu je dána průměrem těchto jednotlivých iterací. Testovací dataset obsahující data pro 5 subjektů je zcela nezávislý a není ani vstupem pro křížovou validaci.



Obrázek 2: Vlevo je zobrazeno rozdělení dat, vpravo křížová validace

3.5 KLASIFIKACE

Po extrakci a selekcí příznaků bylo nutné vhodně zvolit klasifikační algoritmus. Zásadním ukazatelem pro výběr modelu byla charakteristika tříd. Cílem je detekce stresu, proto byly vybrány modely pro binární klasifikaci, kde 1 bude indikovat přítomnost stresu, 0 pak fázi relaxace. Tato data byla testována na algoritmu logistické regrese, k-nejbližších sousedů a rozhodovacích stromů.

Pro tato data byl vybrán algoritmus rozhodovacího stromu na základě průměrné nejvyšší přesnosti z křížové validace. Sestavení stromu zahrnuje rozhodování o tom, které příznaky zvolit a jaké podmínky využít pro rozdělení. V každém uzlu je pomocí funkce vybrán nejvýznamnější příznak. Rozhodovací strom je rekurzivní algoritmus a výsledný strom je tedy sestavován postupně od nejvýznamnějších příznaků po nejméně významné. Sestavení optimálního stromu je NP-úplný problém a nemá tedy dosud algoritmus pro jeho nalezení. V této práci byl proto využit algoritmus pro poměrně přesný rozhodovací strom s parametrem gini index – funkce pro měření kvality rozdělení předpokládající binární cíl a metoda „best“ pro výběr nejlepšího rozdělení v každém uzlu [4].

4 VÝSLEDKY

Ze 7 signálů bylo extrahováno 34 příznaků. Selekcí nejvhodnějších příznaků bylo vybráno 25 příznaků. Pomocí křížové validace byly zjištěny průměrné hodnoty klasifikačních přesností jednotlivých algoritmů. Nejvyšší klasifikační přesnosti bylo dosaženo algoritmem rozhodovacího stromu.

Po výběru tohoto modelu byla provedena predikce na testovacím datasetu. Vhodnou metrikou pro finální vyhodnocení modelu byla zvolena pozitivní prediktivní hodnota, senzitivita a F1-score. Pozitivní prediktivní hodnota (P+) popisuje pravděpodobnost, že pozitivně klasifikované jevy jsou relevantní. Senzitivita popisuje pravděpodobnost, že relevantní jevy jsou klasifikované pozitivně. F1-score je kombinací obou předchozích metrik a popisuje jejich harmonický průměr [5]. Výsledky klasifikační přesnosti jednotlivých rozhodovacích stromů vytvořených v jednotlivých iteracích křížové validace trénovacího datasetu jsou shrnuty do tabulky 1, kde je uvedena také průměrná přesnost těchto modelů. Vyhodnocení finálního modelu na testovacím datasetu je shrnuto do tabulky 2.

	1. iterace	2. iterace	3. iterace	4. iterace	5. iterace	Průměr
Klasifikační přesnost [%]	91	94	95	96	91	93

Tabulka 1: Výsledky klasifikační přesnosti rozhodovacích stromů z křížové validace

	Klasifikační přesnost [%]	P+ [%]	Senzitivita [%]	F1-skóre [%]	Počet záznamů
Relaxační fáze	—	91	96	94	6033
Stres	—	95	90	92	5403
Průměr/celkem	93	93	93	93	11436

Tabulka 2: Výsledky vyhodnocení modelu na testovacím datasetu

5 DISKUZE A ZÁVĚR

Práce se zabývá detekcí stresu z Non-EEG databáze, která obsahuje sadu 7 Non-EEG signálů pro 20 subjektů. Data byla snímána pro rozpoznání 4 různých psychických stavů. Autoři této databáze dosáhli přesnosti 85 % při klasifikaci do 4 kategorií [1]. Dále zmiňují studii, která dosáhla klasifikační přesnosti 99 %. Bohužel o způsobu této klasifikace se nepodařilo zjistit žádné informace.

V binární klasifikaci, kterou se zabývá tato práce, se podařilo dosáhnout přesnosti 93 %. Toto číslo je teoreticky možné navýšit např. detailnější analýzou dat a eliminací rušivých složek vzniklých např. nepřesnou extrakcí příznaků ze signálu. Další možností vedoucí ke zvýšení přesnosti může být prořezávání větví výsledného stromu, využívajících příznaky s nízkou významností. [4]

Reference

- [1] BIRJANDTALAB, Javad, Diana COGAN, a kolektiv: A Non-EEG Biosignals Dataset for Assessment and Visualization of Neurological Status. In: *2016 IEEE International Workshop on Signal Processing Systems*, s. 110–114, ISBN 978-1-5090-3361-4.
- [2] GOLDBERGER, a kolektiv: PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet, components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation* [online], 2017
- [3] BRAITHWAITE, Jason J, Dr DERRICK, G WATSON, Robert JONES a Mickey Rowe: *A Guide for Analysing Electrodermal Activity (EDA) & Skin Conductance Responses (SCRs) for Psychological Experiments*, 2013.
- [4] PRASHANT GUPTA: *Decision Trees in Machine Learning – Towards Data Science*, 2017
- [5] JASON BROWNLEE: Metrics To Evaluate Machine Learning Algorithms in Python. *Python Machine Learning*, 2016