

Příklady aplikací gnostických algoritmů
v neurofysiologii

Olga Kufudaki, SVT ČSAV

Jeden ze základních problémů při zkoumání adaptivních vlastností živých systémů je analýza tzv. latentních dob systémů během procesu učení. Ze statistického hlediska jde o malé, silně rozptýlené datové soubory, jejichž zpracování běžnými statistickými metodami je velmi obtížné. Proto jsme se pokusili ověřit možnosti gnostických algoritmů [1], [2] /a to především gnostický odhad hustoty pravděpodobnosti, parametru polohy a parametru měřítka/ pro analýzu takových souborů a porovnat je s možnostmi běžných robustních statistických odhadů. V tomto příspěvku uvedeme podstatné závěry:

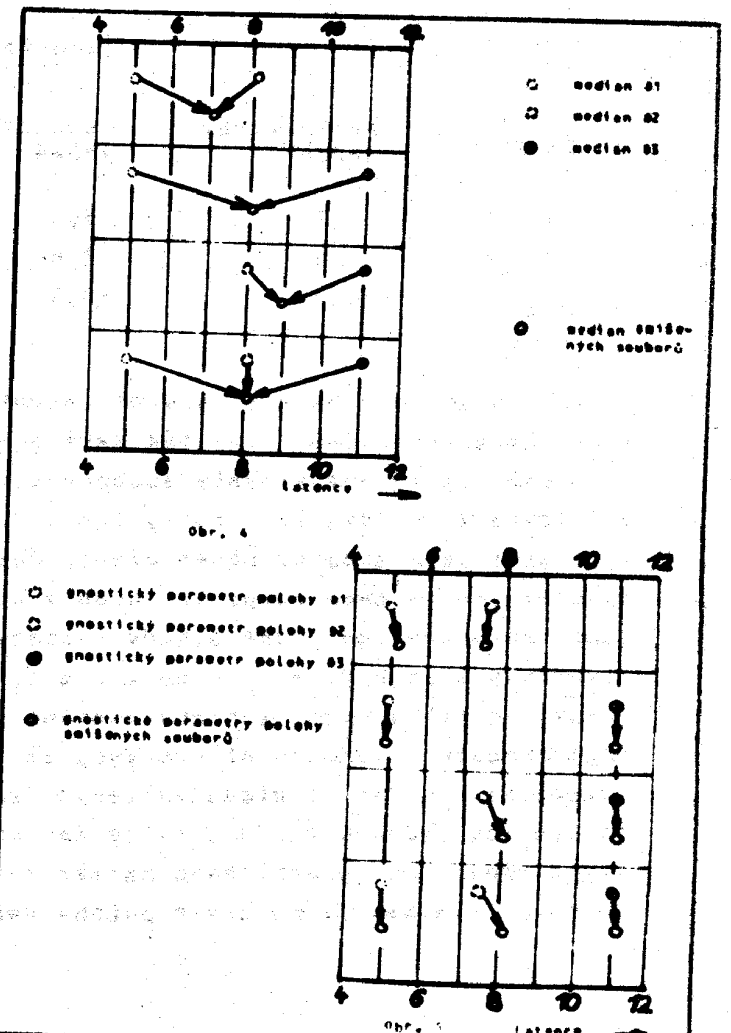
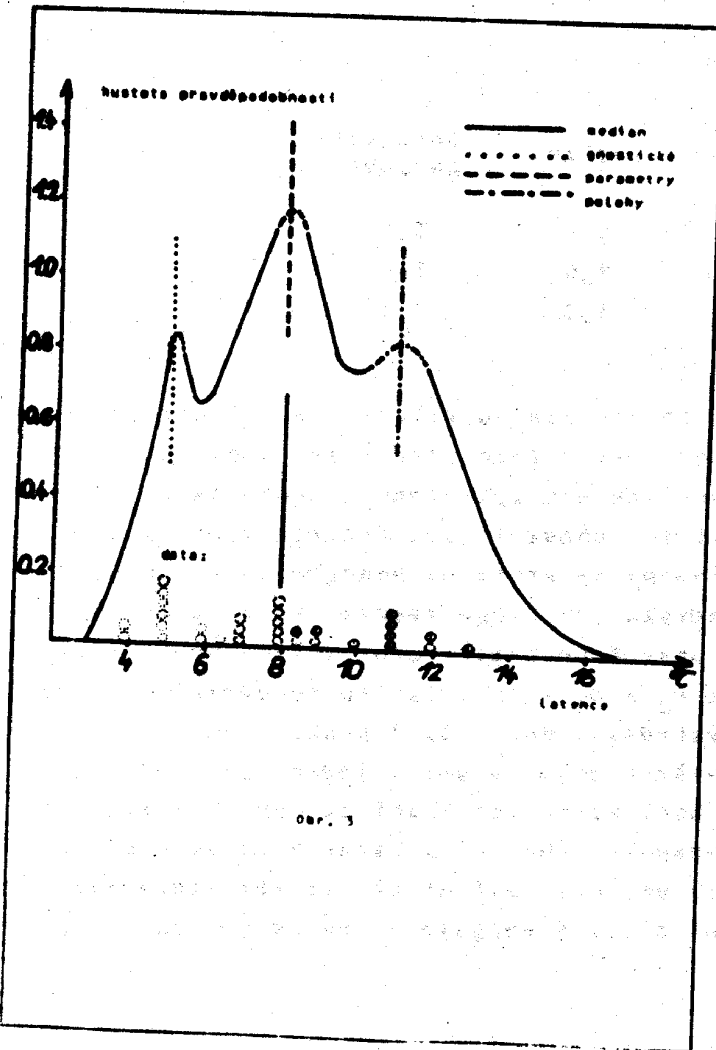
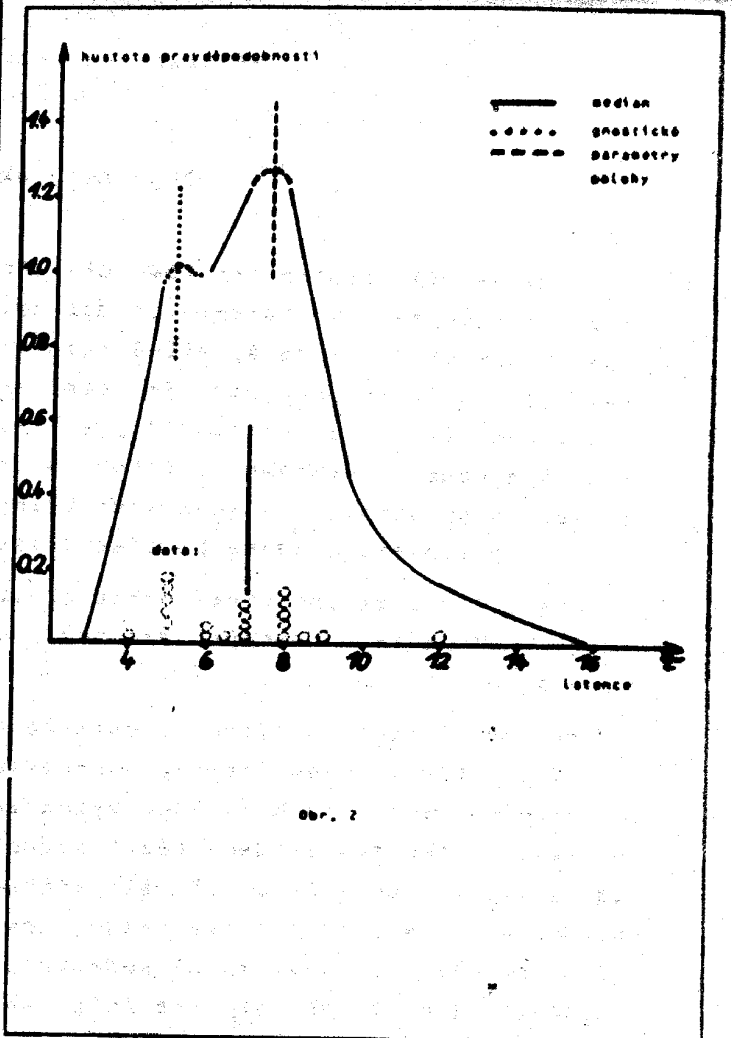
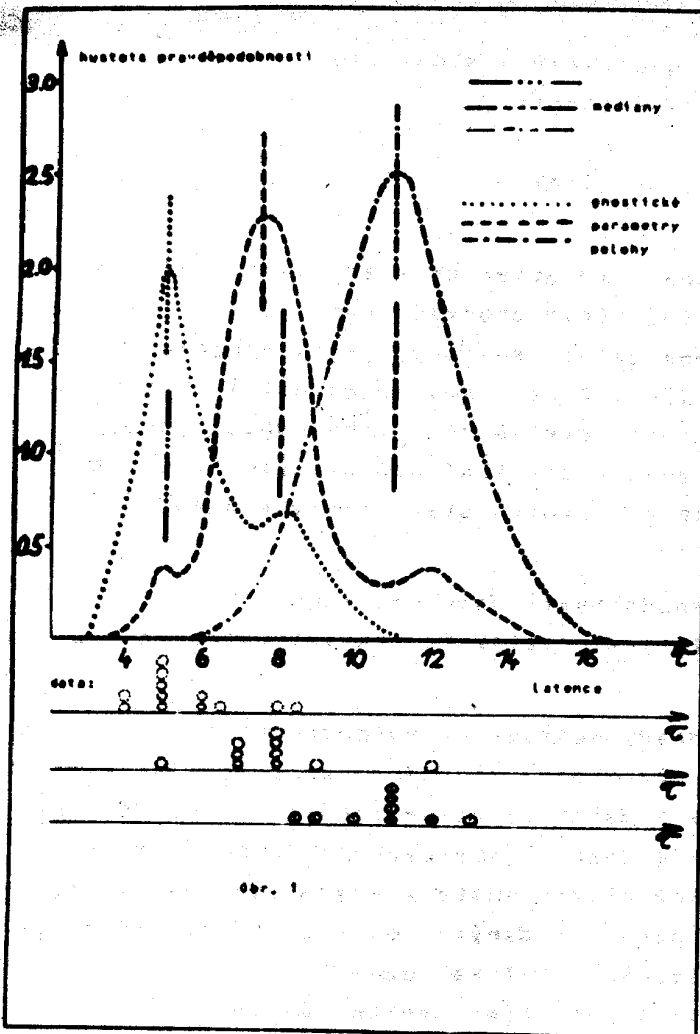
Ukázalo se, že gnostický odhad pravděpodobnosti datového souboru vycházející pouze z charakteru reálných dat bez použití teoretického statistického modelu přináší nové informace.

Na obr. 1 jsou zobrazeny gnostické odhady hustoty pravděpodobnosti latentních dob v určitém časovém intervalu procesu učení pro tři různé osoby D_1 , D_2 , D_4 /příslušné datové soubory jsou vyznačeny v dolní polovině obrázku/. Pro porovnání jsou na obrázku uvedeny též i hodnoty medianu analyzovaných souborů. Protože jde o malé soubory /9 až 12 dat/ příslušné křivky hustoty pravděpodobnosti jsou hladké a zdá se, že citlivě reagují na rozložení daných souborů. Gnostické parametry polohy /t.j. maximální hodnoty příslušných křivek odhadu hustot pravděpodobnosti/ jsou téměř totožné /viz Tab.1/ s hodnotami mediánů a useknutých průměrů.

Tabulka 1

Soubor	Aritmetický průměr	Useknutý průměr	median	Gnostický par.polohy
D_1	5,7	5,4	5,0	5,0
D_2	7,8	7,6	8,0	7,6
D_4	10,7	10,8	11,0	11,0

Jaké však informace o chování latentních dob nám poskytují statistické průměry, když charakterizujeme jimi tak malé soubory dat? Toto uskali se domněle obcházelo tím, že se analyzovaly soubory latentních dob vytvořené z mnoha osob a předpokládalo se mlčky, že rozdíly individuálního chování jsou zanedbatelné vzhledem k chování celé skupiny během učení. Podívejme se proto na homogenitu souboru vytvořeného ze dvou resp. tří osob z hlediska gnostické teorie. Na obr. 2 a 3 jsou zobrazeny gnostické odhady hustoty pravděpodobnosti pro smíšené soubory dat vytvořené z osob D_1 a D_2 - obr. 2 a D_1 a D_2 a D_4 - obr. 3. Pro porovnání jsou na obrázcích též uvedeny hodnoty mediánů výsledných souborů. Z průběhu hustoty pravděpodobnosti jednoznačně vyplývá, že smíšené soubory ani v jednom případě nejsou homogenní. Chování medianu smíšených souborů vzniklých kombinací všech třech základních souborů D_1 , D_2 , D_4 je pak ukázáno na obr. 4. Obrázek 5 dokumentuje nakonec robustnost gnostického parametru polohy při smíšení těchto tří základních souborů. Vidíme, že parametr polohy velmi citlivě reaguje na nehomogenitu vznik-



lých smíšených souborů a přitom zachovává hodnoty původních homogenních souborů. Závěry, ke kterým jsme dospěli gnostickou analýzou souborů dat charakterizujících proces učení živých systémů byly velmi pozitivně přijaty neurofysiology jako závěry s plnou fyziologickou interpretací přinášející hodnotné informace pro studium procesu adaptace [3]. Získané výsledky naznačují, že gnostické algoritmy se mohou stát cenným nástrojem pro analýzu malých datových souborů v nejrůznějších oblastech výzkumu.

[1] Kovanic, P.: Základy gnostické teorie dat. Sborník ROBUST 84.

[2] Kovanic, P.: Gnostické algoritmy zpracování dat. Sborník ROBUST 84.

[3] Dostálek, C., Kufudaki, O.: Novyje domněniye o prirode obratnykh uslovnnykh svyazej. XVI. sjezd všesajuznogo fyziologičeskogo obščestva im. I.P.Pavlova, Baku, 1983.