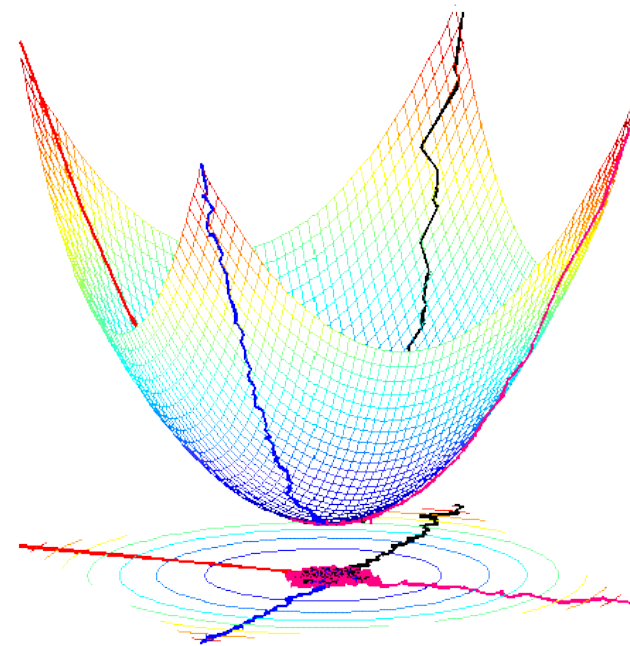


*U komerčních aplikací z oblasti sdělovací techniky jako jsou např. hands-free mobilní telefony, telekonference, audioakustika apod. se často setkáváme se situacemi, ve kterých musíme čelit problémům se šumem. Tento příspěvek se zabývá rozбором nejdůležitějších adaptivních algoritmů pro potlačení šumu v řečových signálech. Důraz je kladen zejména na vysvětlení principu jednotlivých metod a pak na srovnání jejich výpočetní náročnosti. Pro testovací účely bylo provedeno několik akustických experimentů uvnitř kabiny automobilu za reálných podmínek.*

---

## Obsah

- [Úvod](#)
- [Řečový signál, šum a možnosti jeho potlačení](#)
- [Základní koncepce metod adaptivní filtrace](#)
- [Algoritmy typu LMS, RLS a jejich varianty](#)
- [Výsledky testování algoritmů na reálných signálech, porovnání jednotlivých algoritmů](#)
- [Závěr](#)
- [Literatura](#)



## Úvod

S rozvojem **DSP (Digital Signal Processing)** technologie pro zpracování číslicových signálů v reálném čase se v průběhu posledních let otevřel nový prostor pro implementaci systémů pro potlačování šumu v řečových signálech. Mezi jinými se rovněž začaly prosazovat do popředí **adaptivní systémy implementované na signálových procesorech**, které díky své nízké ceně a vysokému výkonu překonaly stávající řešení. Nová technologie však neznamenal jen zvýšení kvality stávajících systémů, ale rovněž umožnila aplikaci nových metod či přístupů, které až do té doby nebylo možno realizovat vzhledem k jejich neúměrné složitosti, výpočetní náročnosti nebo z finančních důvodů.

Tímto způsobem se dostaly do popředí např. adaptivní algoritmy následujících typů:

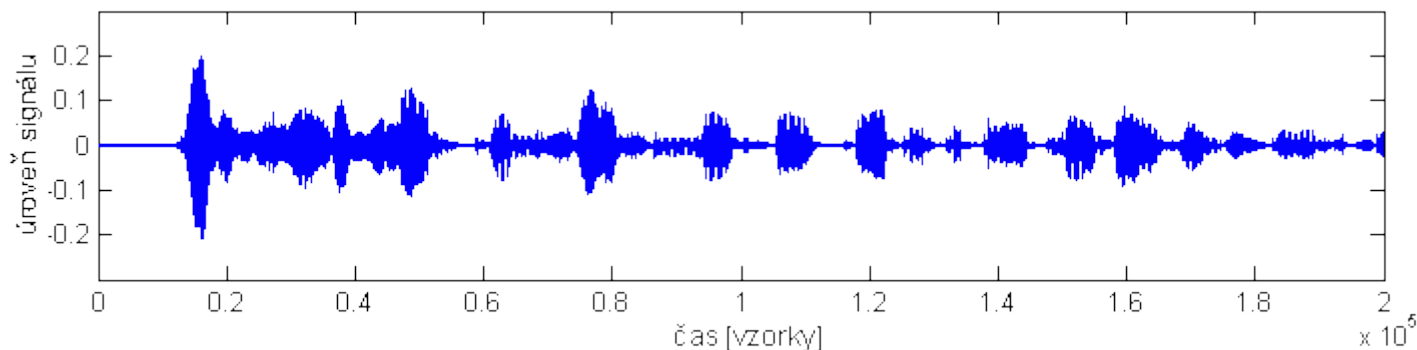
Stochastické Gradientní Algoritmy (založeny na teorii Wienerovy filtrace, stochastickém průměrování a metodě nejmenších čtverců)		Rekurzivní Algoritmy (založeny na teorii Kalmanovy filtrace, časovém průměrování a metodě nejmenších čtverců)	
<u>LMS (Least Mean Square)</u>	základní představitel této třídy algoritmů	<u>RLS (Recursive Least Squares)</u>	základní představitel této třídy algoritmů
<u>NLMS (Normalized Least Mean Square)</u>	odvozen od LMS, zavedena normalizace vstupního vektoru	<u>FTF (Fast Transversal Filter)</u>	odvozen od RLS a LP <sup>1</sup> , struktura upravena pro paralelní zpracování signálu ve čtyřech cestách s cílem celkového snížení výpočetní náročnosti
<u>FLMS (Fast Least Mean Square)</u>	odvozen od LMS, struktura upravena pro zvýšení rychlosti a efektivity při zpracování signálu		
<u>DCT-LMS (Discrete Cosine Transform - Least Mean Square)</u>	odvozen od LMS, signál je před filtrací ortogonalizován pomocí DCT transformace		

<sup>1</sup>LP - lineární prediktor

Při návrhu programu (adaptivního filtru) pro signálový procesor je však nutno přijmout řadu kompromisů mezi často protichůdnými požadavky např. na rychlost konvergence, stabilitu, robustnost, paměťovou náročnost, přehlednost programu atd.. Výsledek návrhu by měl vždy odpovídat zaměření

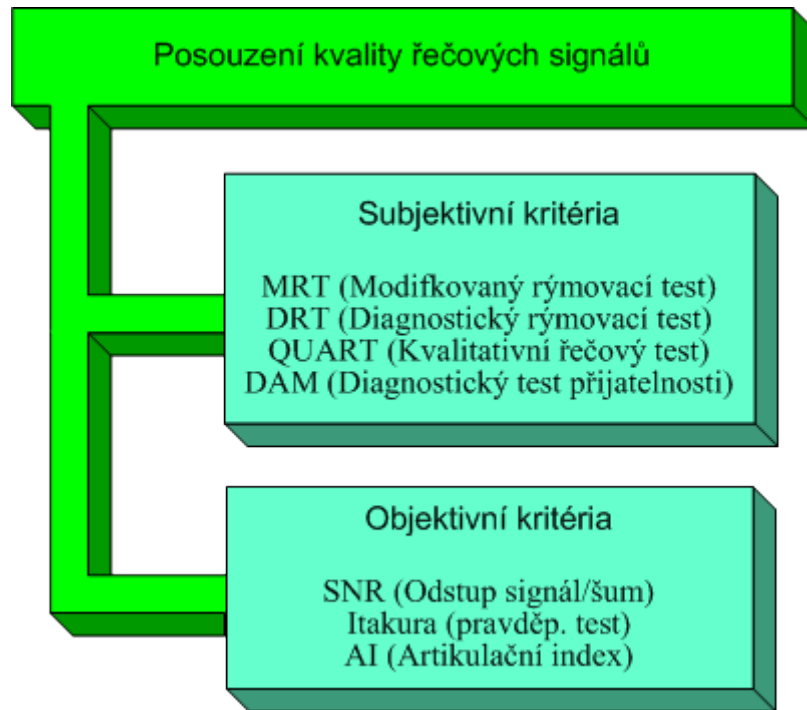
cílové aplikace (redukce přeslechů při satelitní komunikaci, hands-free telefonie, přístroje pro sluchově postižené, atd.). Z těchto i jiných důvodů je nutno zabývat se principy a strukturami jednotlivých typů filtrů, jejich vlastnostmi a **aspekty jejich implementace na DSP**.

## Řečový signál, šum a možnosti jeho potlačení



Obr.1: Příklad časového průběhu řečového signálu

Signál na [obrázku 1](#) je řečový signál v diskrétní podobě vzorkovaný frekvencí 44,1 kHz. Jedná se o asi 5-sekundový úryvek konverzace, pořízený v kabině automobilu. Pro zpracování takových signálů pomocí DSP technologie hraje klíčovou roli jejich vlastní "**kvalita**". Co to je kvalitní řečový signál, záleží na volbě hodnotícího kritéria. Univerzální kritérium samozřejmě neexistuje, protože řeč je možno posuzovat z několika pohledů (srozumitelnost, přirozenost, rozpoznatelnost, atd..). Hodnotící kritéria lze rozdělit do dvou oblastí - subjektivní (posouzení skupinou posluchačů a nezávislé ohodnocení kvality řečového signálu) a objektivní (kritérium je definováno nejčastěji matematickou formulí, příp. algoritmem).

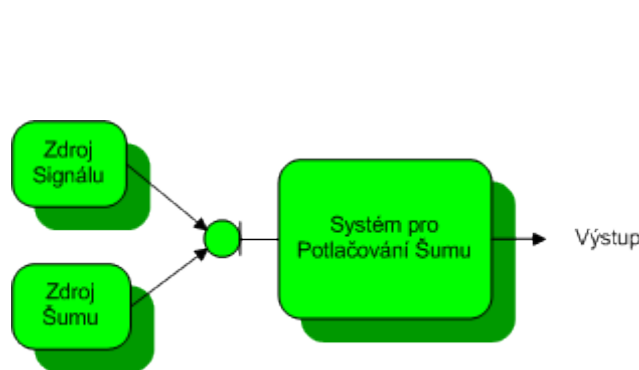


Zde je pouze několik kritérií a testů pro subjektivní a objektivní posouzení kvality řečových signálů, více informací o této problematice lze nalézt např. v [3]. Z pochopitelných důvodů se dále zabýváme pouze objektivními kritérii, které vedou k jejich přímé aplikaci a jedním z takových kritérií je např. **SNR (Signal-to-Noise Ratio)**.

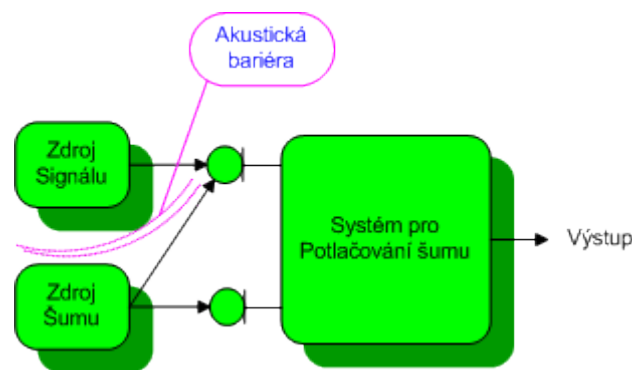
$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{s_a(n)}{n_a(n)}$$

,kde  $s_a$  je užitečný signál a  $n_a$  je šum.

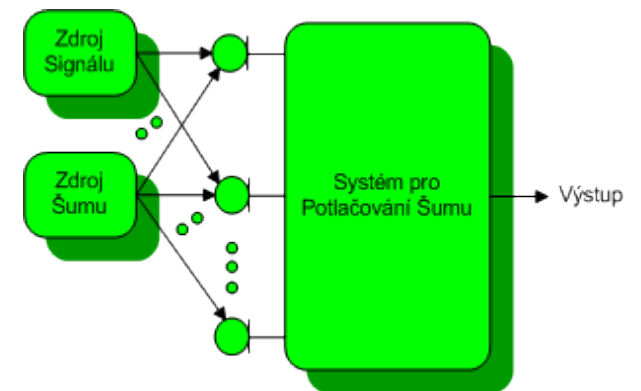
Principů ke zlepšení kvality řečových signálů je několik. Na počátku volby vhodné metody je nutno zvážit o jakou aplikaci se jedná. Rozlišujeme systémy:



Obr. 2: Jednakanálové systémy



Obr. 3: Dvoukanálové systémy



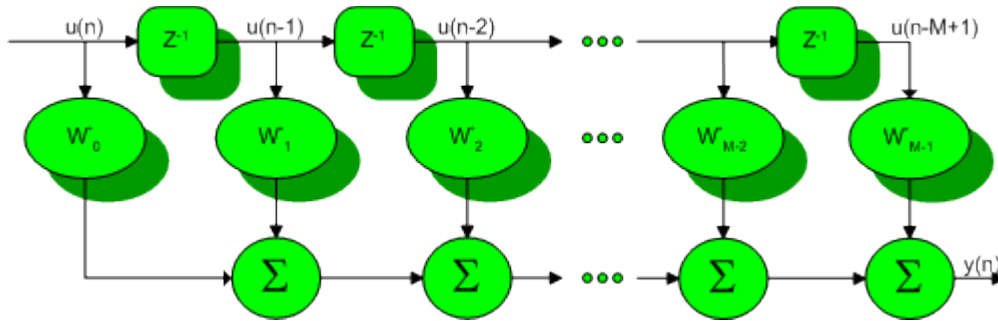
Obr. 4: Vícekanálové systémy

Architektura vícekanálových systémů předpokládá prostorové rozložení tří a více senzorů (mikrofonů) a metodika pro zpracování signálů se souhrnně nazývá **Array Signal Processing** [2], [5]. Tento článek se však věnuje zejména systémům jedno- a vícekanálovým a metodice typu Adaptive Signal Processing. Názvy nejsou příliš výstižné, protože i u zpracování signálů z pole senzorů často uvažujeme adaptivní principy, ale v literatuře se často setkáme právě s tímto dělením. Jako základní klasifikace algoritmů pro potlačování šumu u řečových signálů může posloužit následující tabulka:

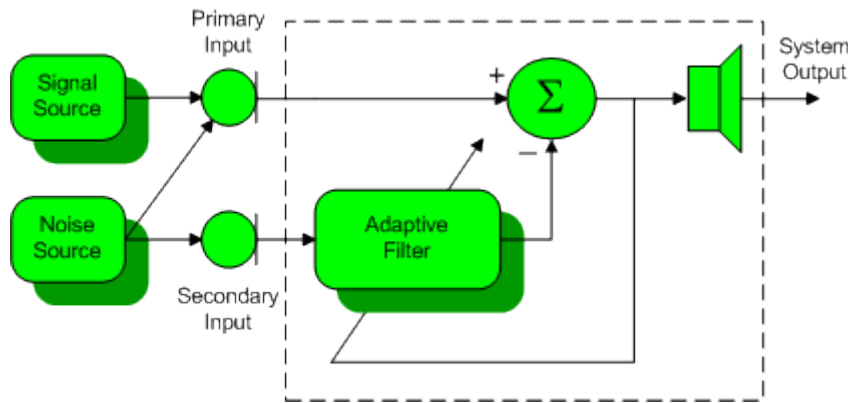
Jméno třídy algoritmů	Popis	Jedno-/Dvoukanálové uspořádání	Komentář
<b>Krátkodobé spektrálně amplitudové techniky</b>	Pro potlačení šumu se pouze odečte matematicky odhadnutá hodnota šumového prahu v doméně buď Fourierovské, spektrální výkonové nebo autokorelační	jednokanálové dvoukanálové	
<b>Algoritmy užívající modelování řeči pomocí iterativních principů</b>	Tyto systémy používají k určení řečového modelu ze zašuměného signálu AR, vázaný AR nebo ARMA modely. Následně se provádí tzv. resyntéza signálu zbaveného šumu a to pomocí nekauzální Wienerovy filtrace.	jednokanálové dvoukanálové	Vyžaduje apriorní znalost vlastností jak šumového tak i řečového signálu
<b>Adaptivní potlačení šumu (ANC)</b>	ANC je formulován v časové nebo frekvenční doméně a je založen na teoriích Wienerovy a Kalmanovy filtrace. Tyto algoritmy vykonávají rekurzivní update svých parametrů.	dvoukanálové	ANC algoritmy mohou být rovněž nasazeny v nestacionárních prostředích.
<b>Periodicita řečového signálu</b>	Tyto metody sledující základní frekvenci v harmonickém amplitudovém řečovém spektru pomocí buď speciálního typu ANC nebo adaptivního hřebinkového filtru.	jednokanálové	

## Základní koncepce metod adaptivní filtrace

Hlavní myšlenka všech **adaptivních filtrů** (! nikoliv adaptivních systémů !) spočívá v **kontinuální změně parametrů podle předem stanoveného algoritmu s využitím jak informace ze vstupu tak i pomocné informace přicházející většinou z výstupu celého systému. Adaptivním systémem (obr. 6) pak nazýváme systém, jehož jádrem je právě adaptivní filtr spolu se zpětnovazebním mechanismem přenosu informace. Ve většině případů se používají lineární FIR filtry s transverzální strukturou (obr.5) a to z důvodů jednoduchosti implementace a nenáročnosti matematického aparátu.**



Obr.5: Schéma adaptivního filtru s transversální strukturou



Obr.6: Blokové schéma adaptivního systému

Základní výhodou FIR filtrů je jejich neomezená stabilita a konečná doba trvání impulzní odezvy. A samozřejmě již dříve zmiňovaná jednoduchost implementace. Kromě transversální filtrační struktury se u adaptivních systémů často používají také struktury typu Lattice a Systolická pole [2]. Výstupní signál adaptivního transversálního filtru z obr. 5 lze zapsat jako

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w_k u(n-k), n = 0, 1, 2, \dots$$

kde  $w_k$  jsou tzv. váhy filtru,  $u$  je označení pro vektor vstupního signálu a  $y$  je výstup. Jedná se o filtr  $M$ -tého řádu, proto rozsah indexace od 0 do  $M-1$ .

Matematický popis adaptivního systému pro potlačování šumu tvoří soubor následujících vztahů (v maticovém tvaru):

$\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-m+1)]^T$  - vstupní řečový signál

$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T$  - vektor vah transversálního filtru

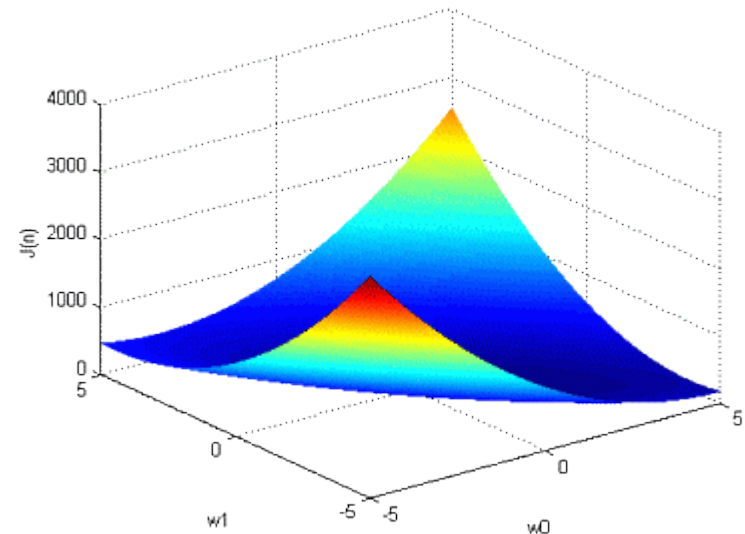
$y(n) = \mathbf{w}(n)^H \mathbf{u}(n)$  - výstupní řečový signál

$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^H \mathbf{u}(n)$  - chybový signál

$J(n) = E\{e(n)e^*(n)\} = E\{|e(n)|^2\}$  - kriteriální funkce

kde  $d(n)$  je žádaná odezva a  $e(n)$  je chybový signál. Operátor  $E\{*\}$  označuje průměrování přes vzorky - bude vysvětleno u algoritmu RLS

Pro detailní popis mechanismu odvození, viz [1] nebo [5].



Obr.7: Kriteriální funkce

Cílem celého procesu adaptace vah je **postupné snižování hodnoty kriteriální funkce** až na její minimum. Kriteriální funkce je závislá pouze na hodnotách chybové funkce, tedy je závislá na rozdílu mezi žádanou a skutečnou hodnotou. Čím více se podaří snížit energii šumového signálu obsaženého v řeči, tím menší bude energie výstupního signálu a tím pádem i hodnota kriteriální funkce. Na [obr.7](#) je znázorněna závislost kriteriální funkce na vahách adaptivního transversálního filtru 2. řádu.

## Algoritmy typu LMS, RLS a jejich varianty

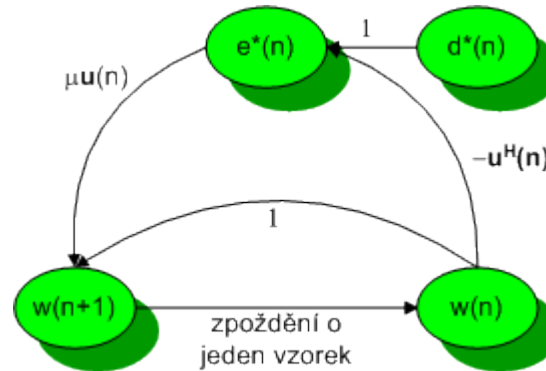
Mezi nejpopulárnější a nepoužívanější adaptivní algoritmy používané v současné praxi patří algoritmy spadající buď do třídy LMS algoritmů založených na teorii Wienerovy filtrace nebo RLS algoritmů založených na teorii Kalmanovy filtrace.

### **LMS (Least-Mean Square)**

Síla algoritmu LMS spočívá hlavně v jednoduchosti a matematické nenáročnosti. Adaptivní proces je popsán následujícím vztahem:

$$\hat{\mathbf{w}}(n+1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu \mathbf{u}(n) e^*(n)$$

Na následujícím obrázku je zobrazen mechanismus adaptace vah ve formě grafu signálových toků:



Obr. 8: Graf signálových toků procesu váhové adaptace LMS algoritmu

### NLMS (Normalized Least-Mean Square)

Pokud vstupní řečový signál  $\mathbf{u}^{(n)}$  nabývá relativně vysokých hodnot, má algoritmus LMS tendenci zesilovat šum. Je to dáno především vztahem pro korekční člen váhové adaptace, resp. jeho přímé závislosti na  $\mathbf{u}^{(n)}$ . Tato závislost se dá jednoduše překonat zavedením tzv. **normalizace**, z čehož těží právě algoritmus NLMS:

$$\hat{\mathbf{w}}(n+1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \frac{\tilde{\mu}}{\|\mathbf{u}^{(n)}\|^2} \mathbf{u}^{(n)} e^*(n)$$

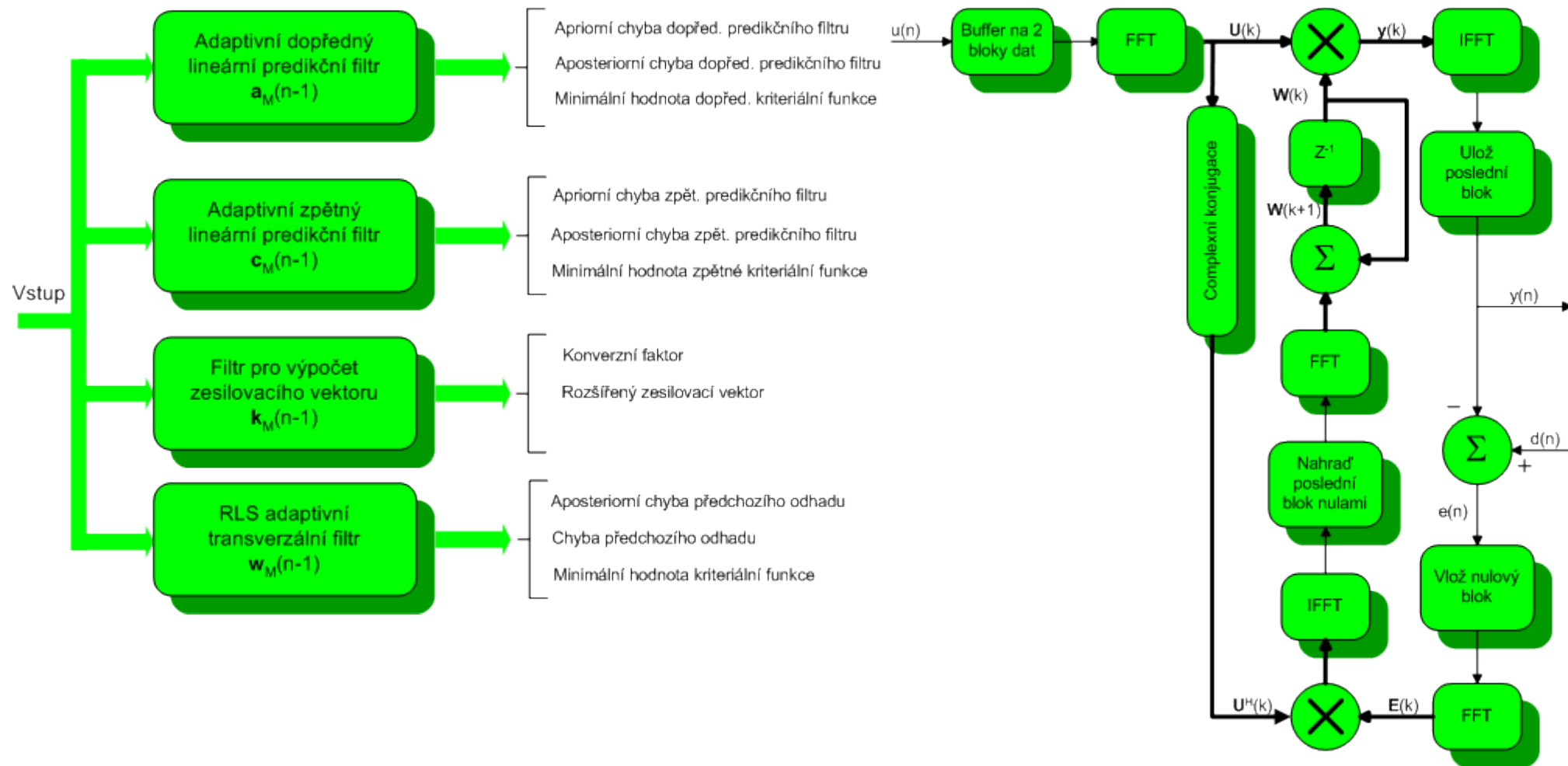
kde  $\|\mathbf{u}^{(n)}\| = \sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} |u(n-k)|^2}$  je Euklidovská norma vektoru  $\mathbf{u}^{(n)}$ .

### FLMS (Fast Least-Mean Square)

Myšlenkou algoritmu FLMS je vytvoření takové struktury LMS algoritmu, aby se dosáhlo co možná nejefektivnějšího využití DSP technologie při implementaci. Proto jsou při všech operacích se signály používány **bloky dat (frames)** namísto pouhých vzorků. Blokové schéma algoritmu FLMS



(obr. 10) je značně odlišné od schématu klasického LMS algoritmu (obr. 5). Navíc se zde provádí tzv. "rychlá konvoluce s využitím overlap-save metody", kterou lze velmi efektivně provádět na signálových procesorech. Popis celého algoritmu a adaptivního mechanismu však přesahuje možnosti tohoto článku (viz [1], resp. [10]).

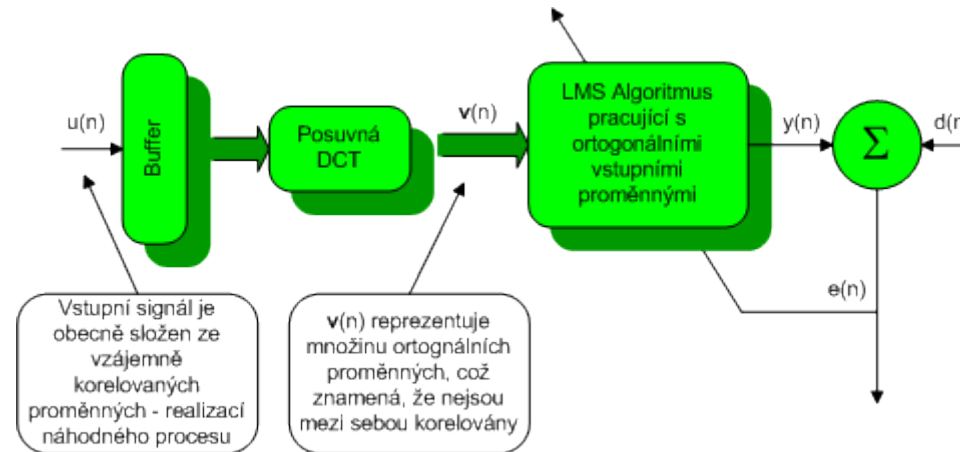


Obr.9: Blokové schéma FTF algoritmu

Obr.10: Blokové schéma FLMS algoritmu

### DCT-LMS (Discrete Cosine Transform - Least Mean Square)

Název DCT- naznačuje, že klíčovým operátorem tohoto algoritmu je **diskrétní kosinová transformace - DCT**. Tomuto algoritmu se často říká také samo-se-organizující filtr. Hlavní myšlenkou je transformovat vstupní vektor  $u^{(n)}$ , který je obecně složen ze statisticky závislých proměnných na jiný vektor, jehož jednotlivé proměnné na sobě budou statisticky nezávislé. Tuto transformaci realizuje právě DCT. Takto upravený vektor se následně použije jako vstup klasického LMS adaptivního algoritmu - viz [obr. 11](#). Cílem je dosažení lepších konvergenčních vlastností, než při použití vektoru s vzájemně korelovanými proměnnými. Popis celého algoritmu a adaptivního mechanismu však opět přesahuje možnosti tohoto článku, zájemci necht' se obrátí na [\[1\]](#) nebo [\[5\]](#).



Obr.11: Blokové schéma DCT-LMS algoritmu

### RLS (Recursive Least Square)

RLS je základním představitelem druhé třídy adaptivních algoritmů - algoritmů vystavených na teorii Kalmanovy filtrace. Základním rozdílem proti rodině LMS algoritmů je vlastní statistické pojetí. Zde se pracuje s **průměrnými hodnotami veličin počítanými z časových vývoju** namísto **vzorkových průměrů počítaných z několika realizací stejného náhodného procesu**. Tak např. vztah pro kritériální funkci je následující:

$$J(n) = \sum_{i=M}^N |e(i)|^2 = \sum_{i=M}^N e(i)e^*(i)$$

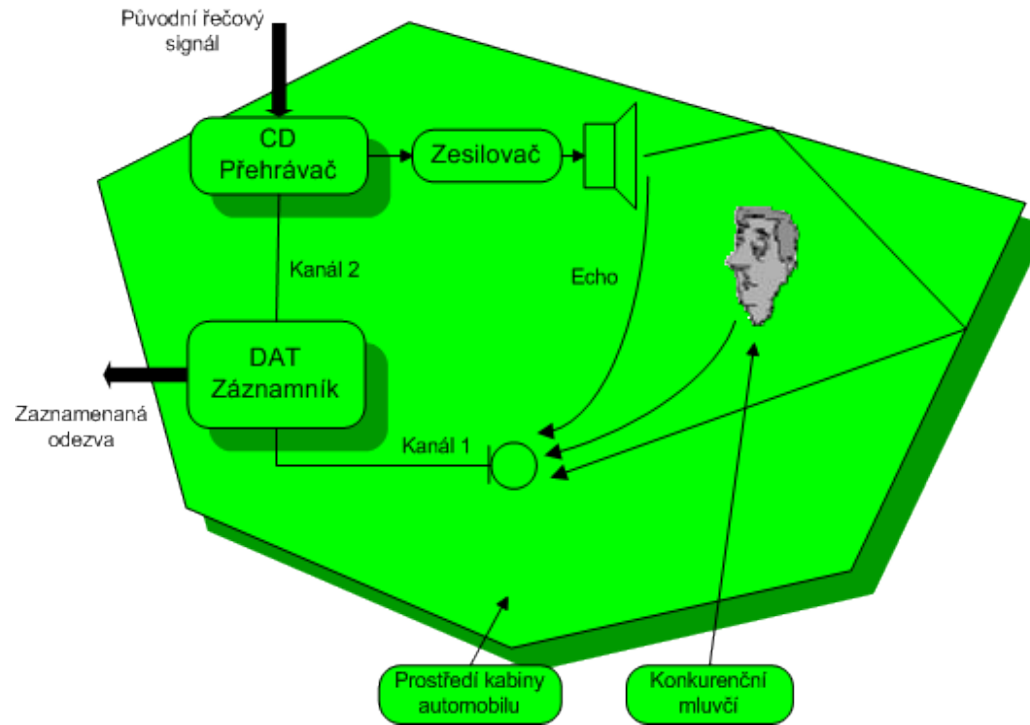
Z tohoto vztahu je patrný princip časového průměrování. Struktura filtru zůstává stejná jako u [LMS](#) algoritmů, jen adaptivní proces je odlišný, vzhledem k použití průměrů. Z toho rovněž plyne větší výpočetní náročnost než u LMS algoritmů. Tento rozdíl je ovšem natolik podstatný (RLS úlohy jsou o řád vyšší než LMS úlohy), že často vede k závěrům, že RLS algoritmy nemají praktický význam. Na druhou stranu, pokud se podíváme na rychlost konvergence jednotlivých algoritmů, zjistíme, že u RLS je konvergence několikanásobně rychlejší než u LMS. To plyne z použití časového průměrování, které predikuje velmi přesné hodnoty.

### **FTE (Fast Transversal Filter, rychlý rekurzivní)**

Jedinou záminkou pro návrh tohoto algoritmu je řádové snížení výpočetní náročnosti klasického RLS při zachování rychlosti konvergence. Koncepce vychází strukturálně ze čtyř odlišných filtrů pracujících souběžně na jedné úloze (viz [obr. 9](#)). Popis tohoto algoritmu je značně obsáhlý a velmi složitý a přesahuje možnosti tohoto článku. Výsledky však ukazují, že se jedná o jednu z cest, kterou se může ubírat budoucnost adaptivní filtrace. Více informací viz [\[1\]](#).

## Výsledky testování algoritmů na reálných signálech, porovnání jednotlivých algoritmů

Aby bylo možno porovnávat jednotlivé algoritmy mezi sebou a určovat jejich jednotlivé vlastnosti, bylo realizováno několik experimentů v prostředí kabiny osobního automobilu - viz. [obr. 12](#).



Obr.12: Instalace zařízení v kabině automobilu

Příkladem řečového signálu, který byl přehráván v automobilu je např. signál na [obr. 1](#).

Mezi základní faktory určující DSP vlastnosti jednotlivých algoritmů patří zejména: rychlost konvergence, výpočetní náročnost, paměťová spotřeba či chyba v ustáleném stavu.

Algoritmus	Počet sčítání/odečítání v jednom iteračním cyklu	Počet násobení v jednom iteračním cyklu	Spotřeba paměťových buněk	Počet násobení pro M = n = 64	Počet násobení pro M = n = 1024
<u>LMS</u>	M+1	2M	2M	8192	$2 \cdot 10^6$
<u>NLMS</u>	2M+1	3M+50	2M	15488	$3 \cdot 10^6$

<u>FLMS</u>	3M	$10M \cdot \log_2 M + 14M$	4M	4736	$0,1 \cdot 10^6$
<u>DCT-LMS</u>	9M	59M	3M	241664	$62 \cdot 10^6$
<u>RLS</u>	$M^2 + M$	$2M^2 + 3M + 50$	$M^2 + 3M$	539776	$134 \cdot 10^6$
<u>FTE</u>	$5M + 4$	$2M + 151$	$5M + 3$	17856	$2 \cdot 10^6$

Algoritmus	Čas konvergence (zaokrouhlená hodnota)	MMSE (Minimální hodnota kriteriální funkce)
LMS	400	pod $10^{-20}$
NLMS	100	pod $10^{-10}$
FLMS	500	pod $10^{-10}$
DCT-LMS	200	pod $10^{-20}$
RLS	30	pod $10^{-30}$
FTE	10	pod $10^{-30}$

## Závěr

Záměrem tohoto článku bylo poskytnout čtenáři přehled nejpoužívanějších adaptivních algoritmů používaných v současnosti pro potlačování šumu v řečových signálech. Pochopení struktury a vlastností jednotlivých metod hraje významnou roli při implementaci na signálových procesorech. Největší důraz se klade na co nejnižší náklady na realizaci adaptivních systémů při zachování vysoké kvality potlačení nežádoucího šumu. Jak již bylo uvedeno dříve, při návrhu adaptivního systému je nutno akceptovat řadu kompromisů mezi protichůdnými požadavky, které se navzájem ovlivňují. Tak např. algoritmy rodiny LMS jsou velmi jednoduché, efektivní a výpočetně nenáročné. Na druhou stranu jejich hlavní nevýhodou je malá rychlost konvergence a větší chyba filtračního procesu. Algoritmy RLS rodiny jsou algoritmy výpočetně náročnější a rovněž i strukturálně složitější. Nastavení rozumné konfigurace vyžaduje hlubší znalosti problematiky adaptivní filtrace a je také značně časově náročné. Kladným přínosem je však velmi přesný adaptivní proces s nízkou chybou filtrace a extrémně vysoká rychlost konvergence.

Veškeré číselné hodnoty - výsledky testování jednotlivých metod jsou získány ze simulací provedených v prostředí Matlab verze 6.0. Jak již bylo

řečeno na několika místech tohoto článku, hlavní důraz při testování algoritmů byl kladen na analýzu tzv. "DSP aspektů" jednotlivých typů - tedy konvergenční rychlosti, výpočetní a paměťové náročnosti, příp robustnosti a citlivosti na nastavení parametrů.

V budoucnu lze očekávat, že nárůst výkonu a kvality v oblasti DSP technologie a s tím souvisejících služeb zastíní požadavky na nízkou výpočetní náročnost a paměťovou spotřebu jednotlivých algoritmů, ale doposud vždy platilo, že za vyšší kvalitu se platí. Proto je zcela určitě pravdou, že oblast adaptivní filtrace stále je a na dlouhou dobu zůstane široce otevřenou oblastíprostoru pro vědecký výzkum i komerční aplikace.

## Literatura

- [1] MALENOVSKÝ, V. (2001), Adaptive Noise Cancellation in Speech Signals, Master thesis, Aalborg University, Denmark
- [2] HAYKIN, S. (1996), Adaptive Filter Theory, 3rd ed., Prentice-Hall, Upper Saddle River, N.J.
- [3] DELLER, J. R., J. H. L. HANSEN, and J. G. PROAKIS (2000), Discrete-Time Processing of Speech Signals, IEEE Press Classic Reissue, New York
- [4] OPPENHEIM, A. V., and R. W. SCHAFER (1989), Discrete-Time Signal Processing, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [5] HAYKIN, S. (1991), Adaptive Filter Theory, 2nd ed., Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [6] LIM, J. S. (1983), Speech Enhancement, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [7] KUO, S. M., and D. R. MORGAN (1996), Active Noise Control Systems: Algorithms and DSP Implementations, Wiley, New York
- [8] SHENOI, K. (1995), Digital Signal Processing in Telecommunications, Prentice-Hall, Upper Saddle River, N.J.
- [9] PROAKIS, J. G., C. M. RADER, F. LYNG, and C. L. NIKIAS (1992), Advanced Digital Signal Processing, Macmillan cop., New York
- [10 ] STEARNS, S. D., and R. A. DAVID (1988), Signal Processing Algorithms, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [11 ] INGLE, V. K., and J. G. PROAKIS (2000), Digital Signal Processing using MATLAB, Brooks/Cole Publishing cop., London