

الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته

احسان زارع*، دانشجوی کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، ehsan.zare@pgs.usb.ac.ir
 دکتر فرهاد حمیدی، عضو هیئت علمی گروه ریاضی، دانشگاه سیستان و بلوچستان، f_hamidi@hamoon.usb.ac.ir
 دکتر امین راحتی، عضو هیئت علمی گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، a.rahati@cs.usb.ac.ir

چکیده: گرگ خاکستری، یکی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری جدید جهت حل مسائل بهینه‌سازی می‌باشد که با الهام گرفتن از زندگی گروهی گرگ‌ها و نحوه شکار آن‌ها در طبیعت عمل می‌نماید. با افزایش پیچیدگی در مسائل بهینه‌سازی، این الگوریتم از سرعت پایین همگرایی رنج می‌برد و سبب افزایش زمان محاسبات می‌گردد. جهت بهبود این مشکل، توسعه‌ای جدید از الگوریتم جستجوی گرگ خاکستری را در این مقاله پیشنهاد نموده‌ایم. الگوریتم پیشنهادشده، ابتدا نحوه حرکت گرگ‌ها در فضای جستجو و سپس نحوه ترکیب همسایگی‌های تصادفی را بهبود می‌دهد. جهت ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، کارایی آن بر روی توابع محک شناخته‌شده مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که در مقایسه با الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد و چندین الگوریتم فرا ابتکاری شناخته‌شده دیگر، روش پیشنهادشده از سرعت همگرایی و پایداری بیش‌تری برخوردار است و می‌تواند سبب کاهش زمان محاسبات گردد.

کلمات کلیدی: الگوریتم‌های فرا ابتکاری، الگوریتم گرگ خاکستری، الگوریتم بهبود یافته گرگ خاکستری

سراسری را در خصوص مسائل NP-Hard بیابند.

الگوریتم‌های تقریبی خود به دودسته الگوریتم‌های ابتکاری و فرا ابتکاری دسته‌بندی می‌شوند. در این میان، الگوریتم‌های فرا ابتکاری توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است. زیرا به هنگام جستجو قادر به کاربرد همزمان قابلیت‌های جستجوی محلی و سراسری می‌باشد. الگوریتم ژنتیک (GA) [۱]، الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) [۲]، الگوریتم کلونی مورچه (ACO) [۳]، الگوریتم جستجوی جاذبه (GSA) [۴] از جمله الگوریتم‌های

۱ مقدمه

بهینه‌سازی یکی از مسائل مهم و قابل توجه در علوم گوناگون می‌باشد که در طیف وسیعی از کاربردها مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم‌های بهینه‌سازی به دودسته الگوریتم‌های دقیق و الگوریتم‌های تقریبی تقسیم‌بندی می‌شوند. الگوریتم‌های دقیق زمان اجرا را کاهش می‌دهند اما، در بیش‌تر موارد قادر به یافتن بهینه‌ی سراسری نمی‌باشند. در سمت دیگر، الگوریتم‌های تقریبی می‌توانند تخمینی از جواب‌های

۲ الگوریتم گرگ خاکستری

گرگ خاکستری به عنوان بالاترین سطح شکارچیان در نظر گرفته می‌شوند، زیرا شکارچی طبیعی برای این نوع از حیوانات وجود ندارد. گرگ‌های خاکستری معمولاً به صورت گروهی و در دسته‌های بین ۵ الی ۱۵ تایی زندگی می‌کنند. سلسله‌مراتب اجتماعی این دسته از گرگ‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است. رهبران که به عنوان آلفا شناخته می‌شوند وظیفه تصمیم‌گیری در مورد شکار، محل استراحت، زمان ادامه حرکت و سایر مسائل را دارا می‌باشند. جالب‌توجه است که گرگ‌های آلفا لزوماً قوی‌ترین گرگ در گروه نیستند اما بهترین گرگ از نظر مدیریت کردن گروه هستند. این نشان می‌دهد که نظم و انضباط گروه خیلی مهم‌تر از قدرت است. دومین گروه از سلسله‌مراتب گرگ‌ها خاکستری، مربوط به دسته‌ی بتا می‌باشند. گرگ‌های بتا در تصمیم‌گیری و دیگر فعالیت‌های گروه به گرگ‌های آلفا کمک می‌کنند. زمانی که گرگ‌های آلفا به پیری می‌رسند یا می‌میرند، گرگ‌های بتا بهترین جایگزین برای آن‌ها هستند. پایین‌ترین رتبه از سلسله‌مراتب گرگ‌های خاکستری، گرگ‌های امگا هستند که نقش بز طلیعه را بازی می‌کنند. گرگ‌های امگا، ناگزیرند در صورت نیاز به دسته‌های بالاتر ملحق شوند. گرگ‌هایی که در هیچ‌یک از دسته‌های آلفا، بتا یا امگا نباشند جزو دسته‌ی دلتا هستند. گرگ‌های دلتا، از دسته‌های آلفا و بتا پیروی می‌کنند، اما بر گرگ‌های امگا غالب هستند. عضوهای مهم گروه نظیر پیشاهنگ، دیده‌بانان، بزرگان، شکارچیان و مراقبان به این دسته تعلق دارند.

فرا ابتکاری خوب توسعه‌یافته در سال‌های اخیر می‌باشد. یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فرا ابتکاری، الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) می‌باشد که توسط میر جلیلی و همکارانش توسعه‌یافته است [۵]. مکانیزم‌های جستجو در این الگوریتم از رفتار گونه‌ای از گرگ خاکستری در هنگام شکار الهام گرفته است. مطالعات اخیر توسط میر جلیلی و همکارانش نشان داد این الگوریتم از کارایی بهتری نسبت به الگوریتم‌های ازدحام ذرات و همچنین جستجوی جاذبه برخوردار می‌باشد. با بزرگ‌تر شدن ابعاد مسائل و اندازه مسائل بهینه‌سازی فضای جستجو و به عبارتی پیچیدگی مسائل نیز به صورت نمایی افزایش پیدا می‌کند [۴] و در نتیجه یافتن جواب بهینه سراسری از نظر محاسباتی و زمانی بسیار هزینه‌بر خواهد بود. با افزایش پیچیدگی مسائل به‌طور طبیعی سبب می‌گردد زمان اجرای الگوریتم‌های بهینه‌سازی نیز به صورت قابل توجهی افزایش یابد. به همین دلیل، در این مقاله قصد داریم تا با مطالعه و بررسی پارامترهای الگوریتم گرگ خاکستری، کارایی این الگوریتم را افزایش دهیم. در همین راستا، در این مقاله استراتژی تنظیم پارامترها و نخبه‌گرایی را در جهت حصول تعادل بین جستجوی سراسری و محلی را مورد بررسی و مطالعه قرار داده‌ایم.

ادامه مقاله بدین صورت سازمان‌دهی شده است: در بخش ۲ الگوریتم گرگ خاکستری بیان گردیده است. بخش ۳ جزئیات مربوط به الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته (IGWO) را به تفصیل بیان می‌کند. در بخش چهارم، آزمایش‌های تجربی و نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری شناخته شده مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. بخش پایانی شامل نتیجه‌گیری می‌باشد.

طعمه را مشخص، سپس به سمت طعمه حرکت و درنهایت به طعمه حمله کرد. برای مشخص کردن نقاط اطراف طعمه از معادلات ۱ و ۲ استفاده می‌شود:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X_p}(t) - \vec{X}(t) \right|$$

(۱)

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X_p}(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}$$

(۲)

که t نشان‌دهنده تکرار جاری؛ $\vec{A}$ و $\vec{C}$ بردارهای ضریب، $\vec{X_p}$ بردار موقعیت طعمه و $\vec{X}$ نشان‌دهنده بردار موقعیت یک گرگ خاکستری است. بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ با استفاده از معادلات ۳ و ۴ محاسبه می‌شوند:

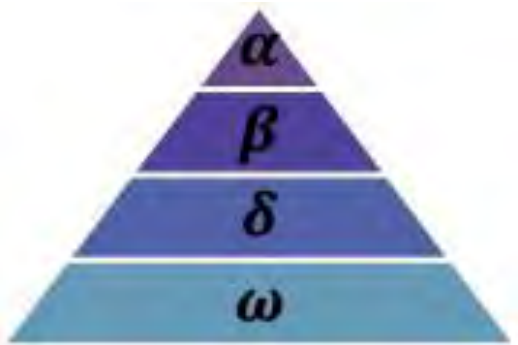
$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r_1} - \vec{a} \tag{۳}$$

$$\vec{C} = 2\vec{r_2} \tag{۴}$$

که مؤلفه‌های $\vec{a}$ در طول تکرار از ۲ تا ۰ به‌صورت خطی کاهش پیدا می‌کند و r_1 و r_2 بردارهای تصادفی هستند در بازه $[0,1]$ می‌باشند.

به‌منظور مدل‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ خاکستری، با توجه به اینکه در فضای جستجوی اولیه ایده‌ای در مورد موقعیت صید نداریم، فرض می‌کنیم که α (بهترین کاندید برای حل)، β و δ بهترین دانش در مورد موقعیت صید دارد. بنابراین سه بهترین جوابی را که تاکنون داریم حفظ کرده و سایر عامل‌ها از قبیل ω را مجبور می‌کنیم تا موقعیت خودشان را با توجه به موقعیت بهترین عامل‌ها بروز کنند، فرمول‌های ۵، ۶ و ۷ مدل‌سازی ریاضی شکار و نزدیک شدن به طعمه (مقدار بهینه) را نشان می‌دهند:

$$\vec{D_j} = \left| \vec{C_i} \cdot \vec{X_j} - \vec{X} \right|, \quad \vec{X_i} = \vec{X_j} - \vec{A_i} \cdot (\vec{D_j})$$



شکل ۱. سلسله مراتب رهبری گرگ

علاوه بر سلسله‌مراتب زندگی اجتماعی، یکی دیگر از رفتار اجتماعی گرگ‌ها، شکار گروهی آن‌ها است؛ مهم‌ترین فازهای شکار گروهی گرگ خاکستری به‌صورت زیر بیان‌شده است [۵]:

۱. پیگردی، تعقیب، و نزدیک شدن به طعمه؛
۲. دنبال کردن، محاصره و آزار و اذیت طعمه؛ تا زمانی که از حرکت متوقف شود؛
۳. حمله به سمت طعمه.

۱.۲ مدل‌سازی الگوریتم گرگ خاکستری

با توجه به توضیحات داده‌شده در خصوص نحوه زندگی اجتماعی و شکار گرگ خاکستری، در این بخش، مدل ریاضی نحوه رفتار اجتماعی و شکار گرگ خاکستری در جهت معرفی الگوریتم گرگ خاکستری بیان می‌شود. به‌منظور مدل‌سازی رفتار اجتماعی گرگ‌ها، یک جمعیت تصادفی از راه‌حل‌ها تولید و اولین حل بهینه به نام آلفا (α)، دومین و سومین حل بهینه به ترتیب به نام بتا (β) و دلتا (δ) معرفی می‌کنیم. سایر راه‌حل‌ها را به‌عنوان گرگ‌های دسته امگا (ω) در نظر می‌گیریم. الگوریتم گرگ خاکستری از سه جواب α ، β و δ جهت هدایت شکار (بهینه‌سازی) استفاده می‌کند و جواب‌های ω از این سه پیروی می‌کنند. به‌منظور مدل‌سازی سه فاز که قبلاً به آن اشاره‌شده، نیاز است که ابتدا نقاط اطراف

در نهایت باعث نزدیک شدن مقادیر α ، β و δ و در نتیجه کاهش جستجوی محلی و سراسری جهت یافتن بهینه سراسری خواهد شد. کاهش جستجوی محلی و سراسری، باعث مستعد شدن الگوریتم گرگ خاکستری جهت افتادن در دام بهینه محلی خواهد شد. در این مقاله، از دو تکنیک برای بهبود بخشیدن جستجوی محلی و سراسری و دوری از بهینه‌ی محلی جهت بدست آوردن بهینه سراسری استفاده شده است:

۳/۱ تکنیک جستجوی محلی

در الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد زمانی که $|A| < 1$ باشد، با استفاده از سه مقدار بهینه α ، β ، δ به جستجوی محلی (حمله به طعمه) می‌پردازد. به منظور بهبود عملکرد گرگ‌های خاکستری در زمان حمله به طعمه، تعدادی از گرگ‌های دسته δ به دسته گرگ‌های α افزوده می‌شوند در واقع با افزایش تاثیر راه حل های α و کاهش تاثیر راه حل های δ در جهت بهبود جستجوی همسایگی تصادفی عمل می‌کند. معادله ۸ تا ۱۱ نحوه عملکرد الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته در جهت بهبود عملکرد جستجوی محلی را نشان می‌دهد:

$$\vec{D}_j = |\vec{C}_i \cdot \vec{X}_j - \vec{X}| \quad (8)$$

$$\vec{X}_i = \vec{X}_j - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_j) \quad (9)$$

$$(i,j) \in \{(1,\alpha), (2,\alpha), (3,\beta), (4,\delta)\}$$

(۱۰)

پس از محاسبه X_i ها نقطه X به صورت زیر بروز می شود:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + (\vec{X}_3 - \vec{X}_4)}{3} \quad (11)$$

(۵)

$$(i,j) \in \{(1,\alpha), (2,\beta), (3,\delta)\}$$

(۶)

پس از محاسبه X_i ها نقطه X به صورت زیر بروز می شود:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (7)$$

موقعیت نهایی در یک مکان تصادفی واقع در یک دایره خواهد بود که بوسیله موقعیت های α ، β و δ فضای جستجو تعریف می شود. به عبارت دیگر α ، β و δ موقعیت طعمه را تخمین می زنند و دیگر گرگ ها (راه حل های موجود) موقعیت خود را بصورت تصادفی در اطراف طعمه یا نقطه بهینه بروز رسانی می کنند.

۳ الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته

در الگوریتم گرگ خاکستری، فرایند جستجو با ایجاد جمعیت تصادفی از گرگ‌های خاکستری (حل های کاندید) ایجاد می شود. در طول تکرار، گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا موقعیت احتمالی طعمه را تخمین می زنند. سپس تمامی راه حل های موجود، فاصله خود از طعمه را بروز رسانی می کنند. پارامتر a به منظور تاکید جستجوی محلی و سراسری از مقدار ۲ به ۰ کاهش پیدا می کند. حل های کاندید زمانی که $|A| > 1$ تمایل به دور شدن از طعمه را دارند و زمانی که $|A| < 1$ به سمت طعمه متمایل می شوند. جستجوی محلی و سراسری به نحوه عملکرد پارامتر A و نحوه انتخاب نخبه‌گرایی به جهت بروز رسانی جمعیت راه حل های کاندید، وابستگی زیادی دارد. این رویکرد

گرگ خاکستری بهبودیافته توسط ۲۳ تابع محک شناخته شده از سه گروه توابع تک مدال، چند مدال و چند مدال با ابعاد ثابت معرفی شده در [۵] مورد بررسی قرار گرفته است. هدف یافتن مقدار کمینه تمامی توابع ارائه شده می باشد.

به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، از الگوریتم‌های ازدحام ذرات (PSO)، جستجوی جاذبه (GSA)، تکامل تفاضلی (DE) [۶]، برنامه نویسی تکاملی (FEP) [۷] و همچنین نتایج بدست آمده در [۷] مورد استفاده قرار گرفته است. جهت مقایسه ی جواب‌های به دست آمده، در این مقاله تعداد فراخوانی های تابع ارزیاب را ملاک مقایسه ی جواب ها در نظر گرفته ایم. بنابراین، جهت مقایسه نتایج بدست آمده، میانگین و انحراف معیار در ۳۰ تکرار اجرای الگوریتم و در هر تکرار، فراخوانی ۱۵۰۰۰ بار تابع ارزیابی، محدود شده است. نتایج بدست آمده از الگوریتم پیشنهادی به همراه نتایج الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد در جدول ۱، ۲ و ۳ به ترتیب برای توابع تک مدال، چند مدال و چند مدال با ابعاد ثابت نشان داده شده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد، الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با نتایج بدست آمده در [۵]، نسبت به الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد در تمام توابع نتایجی بهتر یا مشابه نشان می‌دهد؛ همچنین در مقایسه با الگوریتم‌های ازدحام ذرات، تکامل تفاضلی، جستجوی جاذبه و برنامه نویسی تکاملی به ترتیب در ۱۸، ۱۴، ۱۷ و ۱۷ تابع نتایج بهتری بدست می آورد.

۵ نتایج

در این مقاله الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته در جهت حل مسائل بهینه‌سازی معرفی نمودیم.

۳/۲ تکنیک جستجوی سراسری

زمانی که مقدار پارامتر $|A| > 1$ باشد، الگوریتم گرگ خاکستری با استفاده از سه مقدار بهینه α ، β و δ به جستجوی سراسری در فضای جستجو می پردازد. موقعیت نهایی در یک مکان تصادفی واقع در یک دایره خواهد بود که بوسیله موقعیت های α ، β و δ در فضای جستجو تعریف می شود. پس از تکرار الگوریتم گرگ خاکستری مقادیر سه راه حل بهینه α ، β و δ به هم نزدیک می‌شوند، در نتیجه فضای جستجو بمنظور یافتن نقاط جدید کاهش پیدا می‌کند. در این مقاله برای بهبود جستجوی سراسری الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد از سه حل بهینه از جمعیت جواب‌های فعلی استفاده می کنیم؛ بهترین جواب بهینه جمعیت α' و دومین و سومین راه حل بهینه به ترتیب β' ، δ' قرار می دهیم، استفاده از سه مقدار بهینه α' ، β' و δ' به دلیل تغییر مقدار آنها در هر بار اجرای الگوریتم باعث گسترش فضای جستجو و همچنین جستجوی سراسری در الگوریتم گرگ خاکستری می شود. معادلات ۱۲، تا ۱۵ نشان دهنده نحوه عملکرد الگوریتم بهبودیافته گرگ خاکستری در زمان جستجوی سراسری است:

$$\vec{D}_j = |\vec{C}_i \cdot \vec{X}_j - \vec{X}| \quad (12)$$

$$\vec{X}_i = \vec{X}_j - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_j) \quad (13)$$

$$(i,j) \in \{(1,\alpha'), (2,\beta'), (3,\delta')\} \quad (14)$$

پس از محاسبه X_i ها نقطه X به صورت زیر بروز می شود:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (15)$$

۴ نتایج تجربی و ارزیابی کارایی

در این بخش به بررسی کارایی الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته و مقایسه‌ی نتایج به دست آمده الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد و چندین الگوریتم شناخته شده‌ی دیگر می‌پردازیم. کارایی الگوریتم

پیشنهادی موجب شده تا در بیشتر توابع علاوه بر نرخ همگرایی، پایداری الگوریتم نیز افزایش یابد. در مجموع الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق می‌تواند الگوریتمی جدید در زمینه بهینه‌سازی مورد استفاده قرار گیرد.

جدول ۳: نتایج بدست آمده از توابع چند مدال با ابعاد ثابت

F	IGWO		GWO	
	میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار
F14	1.9814	1.3203	4.042493	4.252799
F15	۲.3989e-4	4.0908e-5	0.000337	0.000625
F16	-1.0314	.0126	-1.03163	-1.03163
F17	0.3901	4.33e-4	0.397889	0.397887
F18	3	5.52e-16	3.000028	3
F19	-3.8601	0.0026	-3.86263	-3.86278
F20	-3.301	0.2506	-3.28654	-3.25056
F21	-10.1530	۰.۸۸۹7	-10.1514	-9.14015
F22	-10.4217	1.6808	-10.4015	-8.58441
F23	-10.5343	1.6335	-10.5343	-8.55899

۶ مراجع

[1] Bonabeau, E., M. Dorigo, and G. Theraulaz, *Swarm intelligence: from natural to artificial systems*. 1999.

جدول ۲: نتایج بدست آمده از توابع چند مدال

F	IGWO		GWO	
	میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار
F8	-8.0072e+3	533.6852	-6123.1	-4087.44
F9	0	0	0.310521	47.35612
F10	4.32e-15	6.67e-16	1.06e-13	0.077835
F11	0	0	0.004485	0.006659
F12	0.۰307	0.180	0.053438	0.020734
F13	0.2964	0.1634	0.654464	0.004474

الگوریتم پیشنهادی در قالب تغییر مکانیزم های الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد، جهت بهبود جستجوی سراسری و محلی ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی با تغییر نحوه نخبه‌گرایی (انتخاب سه راه حل بهینه جمعیت فعلی) در جهت بهبود جستجوی سراسری و همچنین بهبود جستجوی محلی با تغییر در نحوه بروز رسانی جمعیت ارائه

جدول ۱: نتایج بدست آمده از توابع تک مدال

F	IGWO		GWO	
	میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار
F1	0	0	۶.۰۹e-28	6.34e-5
F2	0	0	7.18e-17	0.029014
F3	0	0	3.29e-06	79.14958
F4	0	0	5.61e-07	1.315088
F5	26.2705	2.8896	26.81258	69.90499
F6	0.2120	0.0887	0.816579	0.000126
F7	1.7e-4	1.69e-4	0.002213	0.100286

گردید. اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی چندین تابع محک حاکی از برتری نسبی این الگوریتم از لحاظ سرعت و دقت همگرایی نسبت به الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد بوده است. تغییرهمزمان در نحوه جستجوی محلی و سراسری در الگوریتم

- [2] Kennedy, J. and R. Eberhart, *Particle Swarm Optimization*. Neural Networks, 1995. 4: p. 1942–1948.
- [3] Dorigo, M., E. Bonabeau, and G. Theraulaz, *Ant algorithms and stigmergy*. Future Generation Computer Systems, 2000. 16(8): p. 851–871.
- [4] Rashedi, E., H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi, *GSA: A Gravitational Search Algorithm*. Information Sciences, 2009. 179(13): p. 2232–2248.
- [5] Mirjalili, S., S.M. Mirjalili, and A. Lewis, *Grey Wolf Optimizer*. Advances in Engineering Software, 2014. 69(0): p. 46–61.
- [6] Storn, R. and K. Price, *Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces*. Journal of Global Optimization, 1997. 11(4): p. 341–359.
- [7] Xin, Y., L. Yong, and L. Guangming, *Evolutionary programming made faster*. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 1999. 3(2): p. 82–102