

## پایه مرزی ایده‌آل نقاط و کاربرد آن در مسئله طرح آزمایش‌ها و رگرسیون

سمیرا پورخواجویی، ساره گلی، امیر هاشمی\*  
دانشگاه صنعتی اصفهان، دانشکده علوم ریاضی

دریافت ۹۷/۰۸/۲۷ پذیرش ۹۷/۱۲/۱۱

### چکیده

موضوع اصلی این مقاله، بررسی پایه مرزی برای یک ایده‌آل نقاط است. برای این منظور ابتدا الگوریتمی برای محاسبه ایده‌آل مرتب و پایه مرزی نظیر آن برای یک ایده‌آل نقاط (که دارای چندگانگی هستند) می‌پردازیم. ایده‌آل نقاط از کاربردهای مختلفی در علوم و مهندسی برخوردار است که در این مقاله ما به کاربرد آن در یافتن مدل آماری بهینه اشاره می‌کنیم. در پایان، پس از بیان مطالب مورد نیاز، با استفاده از روش‌های ارائه شده در این مقاله، به محاسبه مدل‌های مختلف برای مثالی بر مبنای داده‌های واقعی و توضیح کارایی مدل‌های ارائه شده می‌پردازیم.

واژه‌های کلیدی: پایه مرزی، ایده‌آل نقاط، الگوریتم بوخبرگر-مولر، طرح آزمایش‌ها، رگرسیون  
رده‌بندی ریاضی (۲۰۱۰): 68W30, 14Q99, 13P10.

### مقدمه

بسیاری از مسائلی که در موضوعات مختلف علمی مطرح می‌شوند، می‌توانند به وسیله ایده‌آل‌های چندجمله‌ای مدل شوند که این امر بررسی ایده‌آل‌های چندجمله‌ای را به موضوعی بسیار مهم در ریاضیات تبدیل کرده است. پایه گرینر همواره به عنوان یکی از ابزارهای محاسباتی قوی برای بررسی ایده‌آل‌های چندجمله‌ای مطرح بوده است. امروزه، ایده‌های اصلی پایه گرینر در بسیاری از زمینه‌های دیگر مانند مدول‌ها، حلقه‌های موضعی، جبرهای لی، جبرهای دیفرانسیلی و در برخی ساختارهای جبری دیگر توسعه یافته است. بوخبرگر اولین بار در سال ۱۹۶۵ برای محاسبه پایه گرینر، الگوریتم بوخبرگر را در رساله دکترایش در [۴] ارائه داد. او در رساله خود محکی به نام محک بوخبرگر را معرفی کرد که نقش اساسی در ساختار این الگوریتم دارد. هم‌چنین در سال ۱۹۷۹ با ارائه دو محک مناسب توانست الگوریتم خود را قوی‌تر و از لحاظ اجرایی سریع‌تر کند [۳]. پس از بوخبرگر دانشمندانی از جمله لازارد، مولر، مورا و تراورسو به تحقیق در این زمینه پرداختند و الگوریتم بوخبرگر را بهبود دادند [۱۷]، [۲۰]. فوزر با استفاده از ارتباط پایه گرینر و جبرخطی در سال ۱۹۹۹ الگوریتم  $F_4$  را طراحی کرد [۸] و در سال ۲۰۰۲ الگوریتم افزایشی  $F_5$  (که سریع‌ترین الگوریتم موجود برای محاسبه پایه گرینر است) را ارائه داد [۹]. از مهم‌ترین کاربردهای پایه گرینر می‌توان به مسئله عضویت در ایده‌آل و حل و آنالیز دستگاه‌های چندجمله‌ای اشاره کرد. حل و تحلیل دستگاه‌های چندجمله‌ای از موضوعات مطرح در هندسه جبری است. بنابراین آنالیز و طراحی الگوریتم‌هایی برای حل دستگاه‌های چندجمله‌ای

\*نویسنده مسئول amir.hashemi@cc.iut.ac.ir

همواره مورد توجه ریاضیدانان بوده است. هر چند پایه گربنر نقش مهمی در حل دستگاه‌های چندجمله‌ای دارد اما به دلیل برخی ضعف‌هایی که دارد، در همه موارد کارآیی لازم را ندارد. برای مثال برخی از ایده‌آل‌هایی که در عمل با آنها سر و کار داریم، دارای ضرایب اعشاری هستند. پایه گربنر ابزار مناسبی برای بررسی این ایده‌آل‌ها نیست و پایداری لازم برای حل مسائل مربوط را ندارد. در نتیجه مفهوم جدیدی به نام پایه مرزی معرفی شد که در برخی موارد بهتر از پایه گربنر رفتار می‌کند. این پایه خواصی شبیه به پایه گربنر دارد و یک ویژگی بارز آن داشتن پایداری بهتر نسبت به پایه گربنر است. بررسی چالش‌های نظری و محاسباتی پایه‌های مرزی موضوعی است که در دو دهه اخیر مورد توجه قرار گرفته است. مفهوم پایه مرزی برای ایده‌آل‌های چندجمله‌ای (صفر و غیر صفر بعدی) به شیوه‌های مختلف بررسی و توسعه یافته است [۱۲]، [۱۳]، [۱۴]، [۱۶]، [۱۸]، [۲۲]، [۲۳]، [۲۴]، [۲۵]، [۲۸]. بررسی کارآمدی الگوریتم‌های محاسبه پایه مرزی، موضوعی است که تا به حال به صورت جدی به آن پرداخته نشده است. البته اکثر پژوهش‌هایی که در زمینه پایه‌های مرزی انجام شده است محدود به ایده‌آل‌های با بعد صفر بوده است. مورن و تربوشه [۲۶]، تلاش کردند تا با استفاده از مفهوم H-پایه که به وسیله مکانی [۲۱] معرفی شد و اعمال محدودیت‌های خاص و معرفی مفهومی تحت عنوان شبه-ایده‌آل مرتب، روش جدیدی برای محاسبه پایه مرزی ایده‌آل‌های با بعد مثبت ارائه دهند. همچنین چن و منگ نیز در ارتباط با محاسبه پایه مرزی ایده‌آل‌های با بعد مثبت از تعمیم محک بوخبرگر استفاده کردند [۲۸].

فار و گائو (۲۰۰۶) الگوریتمی افزایشی برای محاسبه پایه گربنر ایده‌آل نقاط مطرح کردند اما این الگوریتم بر خلاف الگوریتم بوخبرگر-مولر برای محاسبه ایده‌آل نقاط یک مجموعه با تعداد زیادی نقطه مؤثر و کارآمد نیست [۷]. کروترز و پولیس (۲۰۱۱) نسخه دیگری از الگوریتم بوخبرگر-مولر ارائه دادند که به محاسبه پایه مرزی برای ایده‌آل نقاط می‌پردازد [۱۵]. از آنجا که ساختار این الگوریتم وابسته به یک ترتیب تک‌جمله‌ای است، بسیاری از ایده‌آل‌های مرتب نظیر به یک مجموعه از نقاط از این روش قابل محاسبه نیستند. کاسپار (۲۰۱۳) روشی را ارائه داد که پایه مرزی یک ایده‌آل را بدون استفاده از ترتیب تک‌جمله‌ای تعریف می‌کند [۱۲]. بران و پکوتا (۲۰۰۹) توانستند الگوریتمی برای محاسبه همه ایده‌آل‌های مرتب پیشنهاد دهند [۲]. یکی از کاربردهای ایده‌آل‌های نقاط در یافتن مدل‌های آماری بهینه برای داده‌های واقعی است که از کاربردهای عملی نیز برخوردار است. برای اولین بار پیستونه و وین این ارتباط را بررسی کردند [۲۷]. سپس گیلیو، ریکومگنو و وین با استفاده از ابزار پایه گربنر توانستند روشی برای یافتن مدل‌های آماری در زمینه‌های طرح آزمایش‌ها و رگرسیون ارائه کنند [۱۰]. با توجه به این که ساختار پایه گربنر وابسته به ترتیب تک‌جمله‌ای است، استخراج تمامی مدل‌های بهینه امکان‌پذیر نیست. از این رو در این مقاله با استفاده از پایه‌های مرزی که پایداری زیاد و ساختاری مستقل از ترتیب تک‌جمله‌ای دارند، به همه مدل‌های بهینه دست می‌یابیم.

ساختار این مقاله به این صورت است که در بخش دوم مفهوم پایه گربنر و پایه گربنر ایده‌آل نقاط را معرفی و الگوریتم‌های محاسبه آن را بیان می‌کنیم. در بخش سوم پس از بیان مقدمات لازم و تعریف ایده‌آل مرتب مفهوم پایه مرزی برای ایده‌آل‌های چندجمله‌ای و ایده‌آل نقاط نظیر به مجموعه‌ای از نقاط را معرفی می‌کنیم. در بخش چهارم تعریف مربوط به ایده‌آل نقاط برای مجموعه نقاط با چندگانگی را بیان و سپس الگوریتمی جدید برای محاسبه آن ارائه می‌دهیم. در پایان نیز به کاربرد ایده‌آل نقاط در مسئله طرح آزمایش‌ها می‌پردازیم.

## پایه گربرنر ایده‌آل نقاط

در ادامه به بیان برخی از مقدمات و مفاهیم لازم برای معرفی پایه گربرنر می‌پردازیم. برای توضیحات بیش‌تر مرجع [۶] را ببینید.

**تعریف ۱.** فرض کنیم  $<$  یک ترتیب کلی روی  $\mathbb{Z}_{\geq 0}^n$  باشد.  $<$  را ترتیب تک‌جمله‌ای گوئیم هرگاه به‌ازای هر

$$\alpha, \beta, \gamma \in \mathbb{Z}_{\geq 0}^n$$

$$1. \text{ اگر } \alpha < \beta \text{ آنگاه, } \alpha + \gamma < \beta + \gamma$$

$$2. \text{ به‌ازای هر } \alpha \in \mathbb{Z}_{\geq 0}^n \text{ داشته باشیم } (0, \dots, 0) \leq \alpha$$

**مثال ۲.** (ترتیب الفبایی) فرض کنیم  $\alpha, \beta \in \mathbb{Z}_{\geq 0}^n$  گوئیم  $\alpha <_{lex} \beta$  هرگاه اولین مؤلفه ناصفر از سمت چپ  $\beta - \alpha$  مثبت باشد.

$$\text{برای مثال داریم } x_2 x_3 <_{lex} x_1 x_3 \text{ زیرا } (1, 0, 1) <_{lex} (0, 1, 1).$$

با توجه به تناظر یک‌به‌یک بین اعضای  $\mathbb{Z}_{\geq 0}^n$  و تک‌جمله‌ای‌های بر حسب  $x_1, \dots, x_n$  می‌توان یک ترتیب تک‌جمله‌ای را برای مقایسه تک‌جمله‌ای‌ها نیز به‌کار برد.

**تعریف ۳.** فرض کنیم  $<$  یک ترتیب تک‌جمله‌ای روی حلقه چندجمله‌ای‌های  $\mathcal{R} = \mathbb{K}[x_1, \dots, x_n]$  بر حسب  $x_1, \dots, x_n$  با ضرایب در میدان  $\mathbb{K}$  باشد. چندجمله‌ای

$$f = a_\alpha x^\alpha + \dots + a_\gamma x^\gamma$$

که در آن  $x^\gamma < \dots < x^\alpha$  و  $a_\alpha \neq 0$  در نظر می‌گیریم. در این صورت تک‌جمله‌ای پیش‌رو، ضریب پیش‌رو و جمله پیش‌رو  $f$  را، به ترتیب، به صورت  $x^\alpha$  و  $a_\alpha$  و  $a_\alpha x^\alpha$  تعریف می‌کنیم و با نمادهای  $LM(f)$ ،  $LC(f)$  و  $LT(f)$  نشان می‌دهیم. باید دقت شود که در حلقه چندجمله‌ای‌های  $n$  متغیره، تک‌جمله‌ای پیش‌رو، ضریب پیش‌رو و جمله پیش‌رو بستگی به ترتیب تک‌جمله‌ای تعریف شده روی حلقه دارند. اگر  $\mathcal{I} \subset \mathcal{R}$  یک ایده‌آل باشد، ایده‌آل جمله پیش‌روی  $\mathcal{I}$  را به صورت  $LT(\mathcal{I}) = \langle LT(f) \mid f \in \mathcal{I} \rangle$  تعریف می‌کنیم.

**تعریف ۴.** فرض کنیم  $<$  یک ترتیب تک‌جمله‌ای روی  $\mathcal{R}$  و  $(f_1, \dots, f_m)$  یک دنباله در  $\mathcal{R}$  باشد. در این صورت برای هر  $f \in \mathcal{R}$ ،  $m$ -تایی  $(h_1, \dots, h_m) \in \mathcal{R}^m$  و  $r \in \mathcal{R}$  موجود است به‌طوری‌که

$$f = h_1 f_1 + \dots + h_m f_m + r$$

و  $r = 0$  یا هیچ جمله‌ای از  $r$  به وسیله هیچ عضوی از  $\{LT(f_1), \dots, LT(f_m)\}$  عاد نمی‌شود.

**تعریف ۵.** فرض کنیم  $<$  یک ترتیب تک‌جمله‌ای روی  $\mathcal{R}$  و  $\mathcal{I}$  ایده‌آلی در آن باشد. مجموعه متناهی  $G = \{g_1, \dots, g_k\} \subset \mathcal{I}$  را یک پایه گربرنر  $\mathcal{I}$  نسبت به  $<$  می‌نامیم هرگاه

$$LT(\mathcal{I}) = \langle LT(g_1), \dots, LT(g_k) \rangle.$$

**تعریف ۶.** فرض کنیم مجموعه  $G$  یک پایه گربرنر برای ایده‌آل  $\mathcal{I}$  نسبت به ترتیب تک‌جمله‌ای  $<$  باشد.  $G$  را یک پایه گربرنر کاهش یافته نسبت به  $<$  گوئیم، هرگاه

$$1. \text{ هیچ عضو } G \text{ قابل تقسیم به سایر اعضای } G \text{ نباشد.}$$

$$2. \text{ ضریب پیش‌روی تمام اعضای } G \text{ برابر یک باشد.}$$

**مثال ۷.** فرض کنیم  $\mathcal{R} = \mathbb{R}[x, y, z, w]$ ،  $f_1 = 3x - 6y - 2z$ ،  $f_2 = 2x - 4y + 4w$ ،  $f_3 = x -$

$$f_4 = 2y - z - w \text{ و } x >_{lex} y >_{lex} z >_{lex} w \text{ یک ترتیب تک‌جمله‌ای روی } \mathcal{R} \text{ باشد. با محاسبه}$$

$$1/2(f_2 - 2f_3) = z + 3w \text{ مجموعه } \{f_1, f_2, f_3, f_4\} \text{ یک پایه گربرنر برای ایده‌آل } \langle f_1, f_2, f_3 \rangle \text{ است. با توجه}$$

به این که  $LT(f_1)$  و  $LT(f_2)$  به وسیله  $LT(f_3)$  عاد می‌شوند، می‌توان  $f_1$  و  $f_2$  را از پایه گربنر حذف کرد. از طرفی  $LT(f_4)$  یک جمله از  $f_3$  را عاد می‌کند. پس اگر قرار دهیم  $f_5 = 1/2(f_2) = x - 2y + 2w$  آن‌گاه  $\{f_4, f_5\}$  یک پایه گربنر یافته ایده‌آل  $\langle f_1, f_2, f_3 \rangle$  است.

یکی از کاربردهای پایه گربنر محاسبه یک پایه برای فضای خارج قسمتی است. برای این منظور ابتدا تعریف فضای خارج قسمتی را بیان می‌کنیم.

**تعریف ۸.** فرض کنیم  $\mathcal{R} \supset \mathcal{I}$  یک ایده‌آل باشد. فضای خارج قسمتی  $\mathcal{R}$  بر  $\mathcal{I}$  را با نماد  $\mathcal{R}/\mathcal{I}$  نمایش می‌دهیم و بدین صورت تعریف می‌کنیم:

$$\mathcal{R}/\mathcal{I} = \{f + \mathcal{I} \mid f \in \mathcal{R}\}.$$

لازم به ذکر است که منظور از  $\bar{f} = f + \mathcal{I}$  مجموعه  $\{f + g \mid g \in \mathcal{I}\}$  است. فضای خارج قسمتی  $\mathcal{R}/\mathcal{I}$  را می‌توان به عنوان یک  $\mathbb{K}$ -فضای برداری در نظر گرفت.

**قضیه ۹.** (قضیه مکالی) فرض کنیم  $\mathcal{I} \leq \mathcal{R}$  و  $<$  یک ترتیب تک جمله‌ای روی  $\mathcal{R}$  باشد. هم‌چنین فرض کنیم  $G$  یک پایه گربنر برای  $\mathcal{I}$  نسبت به  $<$  باشد. در این صورت، مجموعه

$$U = \{u + \mathcal{I} \mid u \text{ یک تک جمله‌ای است و } g \in G \text{ که } LT(g) \mid u\},$$

یک پایه برای فضای خارج قسمتی  $\mathcal{R}/\mathcal{I}$  به عنوان یک  $\mathbb{K}$ -فضای برداری است.

یکی از مفاهیم مرتبط با پایه گربنر که مورد نظر در این مقاله است مفهوم ایده‌آل نقاط است، که کاربرد و اهمیت زیادی در علوم و مهندسی دارد. از کاربردهای آن می‌توان به حل مسئله محاسبه یک سیستم دینامیکی چندجمله‌ای در بسیاری از زمینه‌ها (از جمله در شبکه‌های منظم ژنی، اکولوژی، اقتصاد، فیزیولوژی، شیمی، علوم جو زمین و غیره) کاربردی هستند [۱]. اگر این سیستم‌ها را با  $n$  متغیر  $x_i \in \mathbb{C}$  و دینامیک نظیر به هر کدام را به وسیله چندجمله‌ای چند متغیره  $f_i(x) \in \mathbb{C}[x_1, \dots, x_n]$  مشخص کنیم، آن‌گاه ریشه‌های این سیستم چندجمله‌ای نقاط ثابت سیستم دینامیکی مورد نظر هستند. در مهندسی الکترونیک این نقاط به نام نقاط عامل  $DC$  شناخته شده‌اند. به منظور تشخیص وجود چنین سیستم‌های چندجمله‌ای مربعی برای یک مجموعه از نقاط داده شده، کافی است به محاسبه ایده‌آل نقاط نظیر به آنها پردازیم. با این مقدمه کوتاه از نقش پر اهمیت ایده‌آل‌های نقاط در علوم و مهندسی، در ادامه به بیان تعریف آنها می‌پردازیم.

**تعریف ۱۰.** فرض کنیم  $X \subset \mathbb{K}^n$  یک مجموعه متناهی از نقاط متمایز باشد. در این صورت برای این مجموعه ایده‌آل صفرساز  $X$  را با نماد  $I(X)$  نمایش می‌دهیم و بدین صورت تعریف می‌کنیم:

$$I(X) = \{f \in \mathcal{R} \mid f(p) = 0 \quad \forall p \in X\}$$

ایده‌آل صفرساز  $I(X) \subseteq \mathcal{R}$  را یک ایده‌آل نقاط نیز می‌نامیم.

با توجه به این که خواص هندسی مجموعه  $X$ ، با خواص جبری حلقه  $\mathcal{R}/I(X)$  مرتبط هستند بررسی  $I(X)$  اهمیت ویژه‌ای دارد. با استفاده از پایه گربنر و محاسبه اشتراک ایده‌آل‌ها می‌توان یک مجموعه مولد برای یک ایده‌آل نقاط یافت اما این روش برای مجموعه‌های با تعداد زیادی نقطه مؤثر نیست. بوخبرگر و مولر (۱۹۸۲) الگوریتمی برای محاسبه پایه گربنر کاهش یافته ایده‌آل نقاط ارائه دادند [۱۹] (برای جزئیات بیش‌تر [۱۶] را ببینید) که در ادامه این الگوریتم را با تغییرات جزئی (استفاده از پایه گربنر به جای انجام عملیات سطری مقدماتی) به منظور نمایش ساده‌تر و

کارایی بهتر ارائه می‌کنیم. در الگوریتم زیر اگر  $f$  یک چندجمله‌ای،  $G$  یک پایه گرنر و  $<$  یک ترتیب تک‌جمله‌ای باشد در این صورت  $\text{NormalForm}(f, G, <)$  باقی‌مانده تقسیم  $f$  بر  $G$  را محاسبه می‌کند.

**Algorithm 1 Buchberger – Möller**

```

1: Input:  $X = \{P_1, \dots, P_s\} \subset \mathbb{K}^n$ , a monomial ordering  $<$ 
2: Output: The reduced Gröbner basis  $G$  of  $I(X)$  and basis  $Q$  for  $\mathcal{R}/I(X)$ 
3:  $G := \{\}$ ;  $Q = \{\}$ ;  $M := []$ ;  $S := []$ ;  $L := \{1\}$ ;
4: While  $L \neq \emptyset$  do
5:   Select and remove  $t := \min_{<}(L)$  from  $L$ 
6:    $f, q := \text{NormalForm}(\sum_{i=1}^s t(p_i) y_i, M, <_{lex})$ 
7:   if  $f = 0$  then
8:      $G := G \cup \{t - \sum_{i=1}^m q_i s_i\}$  where  $S = [s_1, \dots, s_m]$  and  $q = [q_1, \dots, q_m]$ 
9:     Remove from  $L$  the monomials which are multiples of  $t$ 
10:   else
11:     Add  $f$  to  $M$ 
12:     Add  $t - \sum_{i=1}^m q_i s_i$  to  $S$  where  $S = [s_1, \dots, s_m]$  and  $q = [q_1, \dots, q_m]$ 
13:      $Q := Q \cup \{t\}$ 
14:     Add to  $L$  those elements of  $\{x_1 t, \dots, x_n t\}$  which are
       not multiples of an element in  $LT_{<}(G) \cup L$ 
15:   end if
16: end While
17: return  $(G, Q)$ 

```

لازم به ذکر است که اثبات درستی و پایان‌پذیری این الگوریتم در [۱۶] بررسی شده است و با تغییرات ایجاد شده اثبات درستی و پایان‌پذیری تفاوت زیادی نخواهد کرد.

**مثال ۱۱.** فرض کنیم  $X = \{(0,0), (0,-1), (1,0), (1,1), (-1,1)\}$  یک مجموعه نقاط و  $<$  ترتیب تک‌جمله‌ای الفبایی مدرج باشد. در این صورت با استفاده از الگوریتم بالا پایه گرنر  $\{x^2 + xy - 1/2y^2 - x - 1/2y, y^3 - y, xy^2 - xy\}$  برای  $I(X)$  محاسبه می‌شود.

قابل توجه است که اجرای این الگوریتم در مقایسه با تابع متناظر آن در نرم‌افزار میپل، یعنی `VanishingIdeal` زمان محاسبات را به میزان چشم‌گیری بهبود داد (جدول ۱). این مقایسه برای مجموعه نقاطی که کاملاً به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، انجام شده است. در محاسبات انجام شده، زمان و حافظه مصرفی به ترتیب در مقیاس ثانیه و مگابایت است. همچنین ترتیب الفبایی مدرج یا `dlex`، ترتیبی تک‌جمله‌ای است که برای مقایسه تک‌جمله‌ای‌ها به کار می‌رود به این صورت که تک‌جمله‌ای با درجه بیش‌تر بزرگ‌تر است و در صورت تساوی درجه‌ها، ترتیب تک‌جمله‌ای الفبایی روی تک‌جمله‌ای‌ها اعمال می‌شود. به‌علاوه ترتیب الفبایی معکوس مدرج یا `drl`، ترتیبی تک‌جمله‌ای است که برای مقایسه تک‌جمله‌ای‌ها به کار می‌رود به این صورت که تک‌جمله‌ای با درجه بیش‌تر بزرگ‌تر است و در صورت تساوی درجه‌ها، با استفاده از ترتیب تک‌جمله‌ای الفبایی معکوس مقایسه می‌شوند.

شایان ذکر است که الگوریتم‌هایی که در این مقاله توصیف می‌شوند در نرم افزار میپل پیاده‌سازی شده‌اند و در صفحه <https://amirhashemi.iut.ac.ir> قابل دسترسی هستند.

**جدول ۱. مقایسه الگوریتم‌های Buchnerger-Moller و VanishingIdeal**

| $\#X = 80 \subset \mathbb{Q}^{10}$  | order | time    | memory    |
|-------------------------------------|-------|---------|-----------|
| VanishingIdeal                      | dlex  | 220.77  | 46972.55  |
| Buchberger-Möller                   | dlex  | 110.86  | 11084.75  |
| $\#X = 100 \subset \mathbb{Q}^{20}$ | order | time    | memory    |
| VanishingIdeal                      | dlex  | 2023.78 | 331846.36 |
| Buchberger-Möller                   | dlex  | 506.72  | 49632.27  |

| $\#X = 60 \subset \mathbb{Q}^8$ | order | time  | memory |
|---------------------------------|-------|-------|--------|
| VanishingIdeal                  | drl   | 46.97 | 884.77 |
| Buchberger-Möller               | drl   | 25.74 | 286.18 |

| $\#X = 200 \subset \mathbb{Q}^8$ | order | time  | memory |
|----------------------------------|-------|-------|--------|
| VanishingIdeal                   | lex   | 7.11  | 135.58 |
| Buchberger-Möller                | lex   | 25.77 | 448.23 |

| $\#X = 100 \subset \mathbb{Q}^5$ | order | time   | memory  |
|----------------------------------|-------|--------|---------|
| VanishingIdeal                   | dlex  | 127.82 | 2818.01 |
| Buchberger-Möller                | dlex  | 69.59  | 1001.34 |

| $\#X = 300 \subset \mathbb{Q}^3$ | order | time   | memory   |
|----------------------------------|-------|--------|----------|
| VanishingIdeal                   | lex   | 11.57  | 1210.14  |
| Buchberger-Möller                | lex   | 187.13 | 14598.90 |

| $\#X = 80 \subset \mathbb{Q}^{10}$ | order | time   | memory  |
|------------------------------------|-------|--------|---------|
| VanishingIdeal                     | Dlex  | 223.26 | 5897.19 |
| Buchberger-Möller                  | Dlex  | 101.63 | 1382.39 |

| $\#X = 100 \subset \mathbb{Q}^4$ | order | time   | memory  |
|----------------------------------|-------|--------|---------|
| VanishingIdeal                   | drl   | 211.42 | 3324.34 |
| Buchberger-Möller                | drl   | 109.71 | 1232.48 |

چنان‌که در مقدمه اشاره شد فار و گائو (۲۰۰۶) الگوریتمی افزایشی برای محاسبه پایه گربنر ایده‌آل نقاط مطرح کردند [۷]. در حالتی که الگوریتم به‌عنوان ورودی یک مجموعه از نقاط متمایز را دریافت می‌کند، می‌توان گفت این الگوریتم تعمیم طبیعی درونیابی نیوتن برای چندجمله‌ای‌های تک‌متغیره است. در ادامه شبه کد این الگوریتم آورده می‌شود، برای توضیحات بیش‌تر به مقاله اصلی مراجعه شود.

---

**Algorithm 2 Farr – Gao**


---

```

1: Input:  $X = \{P_1, \dots, P_s\} \subset \mathbb{K}^n$  Where  $P_i = (p_{i1}, \dots, p_{in}) \in \mathbb{K}^n$  and a monomial ordering  $<$ 
2: Output: The reduced Gröbner basis for  $I(X)$  W. r. t  $<$ 
3:  $G := \{1\}$ 
4: for  $k$  from 1 to  $s$  do
5:   Find the smallest  $i$  so that  $g_i(P_k) \neq 0$ 
6:   for  $j$  from  $i + 1$  to  $|G|$  do
7:      $g_i := g_j - g_j(P_k)/g_i(P_k) \cdot g_i$ 
8:   end for
9:    $G := G \setminus \{g_j\}$ 
10:  for  $j$  from 1 to  $m$  do
11:    if  $x_j \cdot LT(g_i)$  not divisible by any  $LT$  of  $G$  then
12:       $h := \text{NormalForm}((x_j - p_{kj}) \cdot g_i, G)$ 
13:       $G := G \cup \{h\}$ 
14:    end if
15:  end for
16: end for
17: return  $(G)$ 

```

---

## پایه مرزی ایده‌آل نقاط

چنان‌که در مقدمه اشاره کردیم پایه مرزی توسیعی از پایه گربنر است که در برخی موارد از کارایی بهتری نسبت به پایه گربنر برخوردار است. در ادامه به‌طور مختصر به معرفی این پایه می‌پردازیم.

**تعریف ۱۲.** فرض کنیم  $\mathbb{T}^n$  مجموعه تمام تک‌جمله‌ای‌های  $\mathcal{R}$  باشد. هم‌چنین فرض کنیم  $\mathcal{O} \subset \mathbb{T}^n$  یک زیرمجموعه متناهی و غیر تهی باشد. مجموعه همه تک‌جمله‌ای‌های عضو  $\mathbb{T}^n$  که یکی از عضوهای مجموعه  $\mathcal{O}$  را عاد کنند، را بستر  $\mathcal{O}$  گوییم و با نماد  $\overline{\mathcal{O}}$  نمایش می‌دهیم. مجموعه  $\mathcal{O}$  را یک ایده‌آل مرتب نامیم هر گاه  $\mathcal{O} = \overline{\mathcal{O}}$ .

**تعریف ۱۳.** فرض کنیم  $\mathcal{O} \subset \mathbb{T}^n$  یک ایده‌آل مرتب باشد. مجموعه

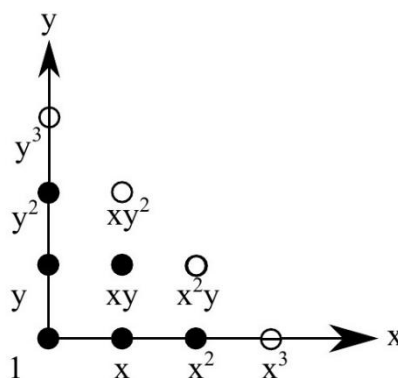
$$\partial \mathcal{O} = \mathbb{T}_1^n \cdot \mathcal{O} \setminus \mathcal{O} = (x_1 \mathcal{O} \cup \dots \cup x_n \mathcal{O}) \setminus \mathcal{O}$$

را مرز  $\mathcal{O}$  می‌نامیم (منظور از  $\mathbb{T}_1^n$  مجموعه تک جمله‌ای‌های درجه یک در  $\mathbb{T}^n$  است).

**مثال ۱۴.** فرض کنیم  $\mathcal{O} = \{1, x, y, xy, x^2, y^2\} \subset \mathbb{T}^2$  یک ایده‌آل مرتب و مرز متناظر با این ایده‌آل مرتب بدین صورت باشد:

$$\partial\mathcal{O} = \{x^3, x^2y, xy^2, y^3\}$$

در شکل ۱ این ایده‌آل مرتب با دایره توپر و مرز آن با دایره نمایش داده شده است.



**تعریف ۱۵.** فرض کنیم  $\mathcal{O} = \{t_1, \dots, t_\mu\}$  یک ایده‌آل مرتب و  $\partial\mathcal{O} = \{b_1, \dots, b_v\}$  مرز آن باشد. در این صورت برای  $1 \leq j \leq v$  و  $1 \leq i \leq \mu$  قرار می‌دهیم  $g_j = b_j - \sum_{i=1}^{\mu} \alpha_{ij} t_i$  که  $\alpha_{ij} \in \mathbb{K}$ . مجموعه  $G = \{g_1, \dots, g_v\}$  را یک  $\mathcal{O}$ -پیش پایه مرزی گوئیم.

**تعریف ۱۶.** فرض کنیم  $\mathcal{O} = \{t_1, \dots, t_\mu\}$  یک ایده‌آل مرتب باشد. همچنین فرض کنیم  $G = \{g_1, \dots, g_v\}$  یک  $\mathcal{O}$ -پیش پایه مرزی و  $\mathcal{I} \subset \mathcal{R}$  یک ایده‌آل شامل  $G$  باشد. مجموعه  $G$  را یک  $\mathcal{O}$ -پایه مرزی برای ایده‌آل  $\mathcal{I}$  می‌نامیم هرگاه کلاس‌های باقی‌مانده  $\bar{\mathcal{O}} = \{\bar{t}_1, \dots, \bar{t}_\mu\}$  یک پایه برای  $\mathbb{K} -$  فضای برداری  $\mathcal{R}/\mathcal{I}$  تشکیل دهند.

**مثال ۱۷.** فرض کنیم  $\mathcal{R} = \mathbb{R}[x, y]$  و  $\mathcal{I} = \langle x^2 + 2y, y^2 - 3xy + 4 \rangle$  یک ایده‌آل باشد. در این صورت  $\dim_{\mathbb{R}}(\mathcal{R}/\mathcal{I}) = 4$ . مجموعه  $\mathcal{O} = \{1, x, y, xy\}$  یک ایده‌آل مرتب است که  $|\mathcal{O}| = \dim_{\mathbb{R}}(\mathcal{R}/\mathcal{I})$  و  $\partial\mathcal{O} = \{x^2, x^2y, xy^2, y^2\}$  بنابراین مجموعه

$$G = \{y^2 - 3xy + 4, x^2 + 2y, xy^2 + 18xy + 4x - 24, x^2y + 6xy - 8\}$$

یک  $\mathcal{O}$ -پیش پایه مرزی برای  $\mathcal{I}$  است. همچنین شرایط تعریف قبل برقرار هستند و در نتیجه  $G$  یک  $\mathcal{O}$ -پایه مرزی برای  $\mathcal{I}$  است.

چنان‌که مطرح شد ایده‌آل نقاط کاربردهای زیادی در علوم مختلف و به‌ویژه در صنعت دارد. از طرفی ساختار مستقل از ترتیب پایه‌های مرزی به ما اجازه می‌دهد تا کنترل بیش‌تری بر محاسبه و پایایی این پایه‌ها داشته باشیم. براساس الگوریتم‌های محاسبه ایده‌آل نقاط مانند الگوریتم بوخبرگر-مولر و الگوریتم فار-گائو، هاشمی و همکاران الگوریتم‌هایی برای محاسبه پایه مرزی ایده‌آل نقاط معرفی کردند [۱۱]. همچنین آنها الگوریتم‌های بازگشتی BM-AllOrderIdeals و FG-AllQuasiOrderIdeals را برای محاسبه تمامی ایده‌آل‌های مرتب و پایه‌های مرزی نظیر آنها برای یک ایده‌آل نقاط داده شده، ارائه دادند. الگوریتم‌های مذکور به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که می‌توانیم علاوه بر ایده‌آل‌های مرتب یک ایده‌آل نقاط، تمامی شبه-ایده‌آل‌های مرتب را نیز برای آن ایده‌آل نقاط به‌دست آوریم. در بخش آخر این مقاله به کاربرد این الگوریتم‌ها در علم آمار می‌پردازیم. این نتایج ما را بر این داشت تا

به‌منظور دسترسی به پایه مرزی تمامی ایده‌آل‌های نقاط، در بخش بعد به محاسبه پایه مرزی ایده‌آل نقاط برای مجموعه نقاط با چندگانگی بپردازیم.

### پایه مرزی ایده‌آل نقاط برای مجموعه نقاط با چندگانگی

در این بخش به ارائه بخش اول نتایج جدید این مقاله می‌پردازیم. در بخش قبل به پایه مرزی ایده‌آل نقاط برای یک مجموعه نقاط داده شده پرداختیم. اکنون حالتی را در نظر می‌گیریم که بعضی از این نقاط دارای چندگانگی هستند. در منابع گوناگون تعاریف مختلفی برای چندگانگی بیان شده است. در این مقاله تعریف نسبتاً ساده‌ای که به‌وسیله سرلینسو و موردو بررسی شده است را بیان می‌کنیم [۵].

**تعریف ۱۸.** فرض کنید  $v = (v_1, \dots, v_n) \in \mathbb{N}^n$ . عملگر دیفرانسیلی  $D^v$  را بدین صورت تعریف می‌کنیم:

$$D^v = \frac{1}{v_1! \dots v_n!} \cdot \frac{\partial^{v_1 + \dots + v_n}}{\partial^{v_1} x_1 \dots \partial^{v_n} x_n}.$$

**تعریف ۱۹.** مجموعه متناهی  $\Delta \subseteq \mathbb{N}^n$  را یک مجموعه دلتا می‌نامیم هرگاه برای اعضای این مجموعه شرط ترتیب تقسیم برقرار باشد، یعنی اگر به‌صورت مؤلفه‌وار داشته باشیم

$$v = (v_1, \dots, v_n) < u = (u_1, \dots, u_n)$$

و  $u \in \Delta$ ، آن‌گاه  $v \in \Delta$ .

**تعریف ۲۰.** بسط تیلور کوتاه شده نظیر به چندجمله‌ای  $f$ ، نقطه  $P$  و مجموعه دلتای  $\Delta$  را بدین صورت تعریف می‌کنیم:

$$T(f, P, \Delta) = \sum_{v \in \Delta} [D^v f](P) \cdot x^v,$$

جایی که  $[D^v f](P) = D^v f|_{x=P}$ . شایان ذکر است در بسط تیلور کوتاه شده  $T(f, P, \Delta)$  در مقایسه با بسط تیلور کامل  $T(f, P)$  تنها ضرایب نظیر به تک‌جمله‌هایی که توان نظیرشان در مجموعه دلتا قرار دارد را در نظر می‌گیریم.

**تعریف ۲۱.** برای هر چندجمله‌ای ناصفر  $f$ ، نقطه  $P \in \mathbb{K}^n$  و مجموعه  $\Delta \subset \mathbb{N}^n$  گوئیم نقطه  $P$  دارای چندگانگی  $\Delta$  است اگر بسط تیلور کوتاه شده  $f$  در نقطه  $P$  نسبت به مجموعه  $\Delta$  صفر شود. به عبارت دیگر

$$T(f, P, \Delta) = \sum_{v \in \Delta} [D^v f](P) \cdot x^v = 0.$$

**تعریف ۲۲.** فرض کنیم  $\{P_1, \dots, P_s\}$  یک مجموعه متناهی از نقاط باشد به‌طوری‌که چندگانگی این نقاط به ترتیب با مجموعه‌های  $\Delta_1, \dots, \Delta_s$  نمایش داده می‌شوند. مجموعه ایده‌آل صفرساز این نقاط را بدین صورت تعریف می‌کنیم:

$$I((P_1, \Delta_1), \dots, (P_s, \Delta_s)) = \{f \in \mathbb{K}[x_1, \dots, x_n] : T(f, P_i, \Delta_i) = 0, 1 \leq i \leq s\}.$$

فار و گائو الگوریتمی افزایشی برای محاسبه پایه گرینر ایده‌آل صفرساز نظیر به نقاطی که دارای چندگانگی هستند، ارائه کردند [۷]. در این مقاله در نظر داریم با استفاده از الگوریتم مذکور الگوریتمی برای محاسبه پایه مرزی ایده‌آل صفرساز مجموعه نقاط با چندگانگی را بیان کنیم (الگوریتم ۴).

ابتدا زیرالگوریتم `BorderTermDivision` را که در الگوریتم بعد از آن استفاده می‌کنیم را ارائه می‌دهیم. این الگوریتم به‌عنوان ورودی یک چندجمله‌ای  $f$  با ویژگی‌های خاص و یک پیش‌پایه مرزی را دریافت و باقی‌مانده تقسیم  $f$  نسبت به  $G$  را خروجی می‌دهد.

**Algorithm 3 BorderTermDivision**

1: **Input:** A polynomial  $f$  such that  $\text{Supp}(f) \subseteq \mathcal{O} \cup \partial\mathcal{O}$  and a border prebasis  $G = \{g_1, \dots, g_v\}$   
 2: **Output:** A polynomial  $\tilde{f}$  in  $f + \langle g_1, \dots, g_v \rangle_{\mathbb{K}}$  such that  $\text{Supp}(\tilde{f}) \subseteq \langle \mathcal{O} \cup \partial\mathcal{O} \rangle_{\mathbb{K}}$   
 3: Write  $f = \sum_{i=1}^v c_i b_i + \sum_{j=1}^{\mu} \tilde{c}_j t_j$  with  $c_i, \tilde{c}_j \in \mathbb{K}$   
 4:  $\tilde{f} := f - \sum_{i=1}^v c_i g_i \in \langle \mathcal{O} \cup \partial\mathcal{O} \rangle_{\mathbb{K}}$   
 5: **return**  $(\tilde{f})$

**Algorithm 4 Farr – Gao – Border**

1: **Input:**  $X = \{P_1, \dots, P_s\} \subset \mathbb{K}^n$  where  $P_i = (p_{i1}, \dots, p_{in}) \in \mathbb{K}^n$ ,  $\Delta_1, \dots, \Delta_s \subset \mathbb{N}^n$  and a monomial ordering  $<$   
 2: **Output:** A border basis for  $I((P_1, \Delta_1), \dots, (P_s, \Delta_s))$   
 3:  $G := \{1\}$ ,  $\mathcal{O} = \{\}$   
 4: **for**  $k$  from 1 to  $s$  **do**  
 5:   Compute  $\mathcal{T} = \{T_j = T(g_i, P_k, \Delta_k) : g_i \in G\}$   
 6:   **for**  $v$  in  $\Delta_k$  **do**  
 7:   Find an index  $i$  so that  $g_i$  has the smallest degree among all polynomials satisfying  $\text{coeff}(T_i, x^v) \neq 0$   
 8:   **for**  $j$  from  $i + 1$  to  $|\mathcal{T}|$  **do**  
 9:      $\delta := \text{coeff}(T_j, x^v) / \text{coeff}(T_i, x^v)$   
 10:      $g_j := g_j - \delta \cdot g_i$   
 11:      $T_j := T_j - \delta \cdot T_i$   
 12:   **end for**  
 13:    $\mathcal{O} = \mathcal{O} \cup \{LM(g_i)\}$   
 14:    $G := G \setminus \{g_i\}$   
 15:    $\mathcal{T} = \mathcal{T} \setminus \{T_i\}$   
 16: **end for**  
 17: **for**  $j$  from 1 to  $m$  **do**  
 18:    $h := \text{BorderTermDivision}((x_j - p_{kj}) \cdot g_i, G)$   
 19:   Compute the truncated Taylor expansion of  $(x_j - p_{kj}) \cdot g_i$  and add it to  $\mathcal{T}$   
 20:    $G := G \cup \{h\}$   
 21: **end for**  
 22: **end for**  
 23: **return**  $(G)$

**قضیه ۲۳.** فرض کنیم  $X = \{(P_1, \Delta_1), \dots, (P_s, \Delta_s)\} \subset K^n$  یک مجموعه نقاط و چندگانگی‌های نظیر به آن باشد. همچنین فرض کنیم  $<$  یک ترتیب تک‌جمله‌ای باشد. در این صورت الگوریتم ۴ یک پایه مرزی برای  $I((P_1, \Delta_1), \dots, (P_s, \Delta_s))$  محاسبه می‌کند.

**اثبات:** اثبات پایان‌پذیری این الگوریتم مشابه الگوریتم اصلی در [۷] است. برای اثبات درستی این الگوریتم تنها به ایده اثبات پرداخته و برای جزئیات بیش‌تر [۱۱] را ببینید. اثبات را با استقرا روی  $s$  انجام می‌دهیم. به‌وضوح برای  $s = 1$  حکم برقرار است. فرض کنیم  $\{g_1, \dots, g_m\}$  یک پایه مرزی برای  $I((P_1, \Delta_1), \dots, (P_{s-1}, \Delta_{s-1}))$  باشد. حال فرض کنیم  $g_i$  چندجمله‌ای انتخاب شده در مرحله ۷ الگوریتم باشد. از آن‌جا که  $g_i$  کم‌ترین درجه را دارد بنابراین  $\mathcal{O} \cup \{LM(g_i)\}$  یک ایده‌آل مرتب است. در نتیجه در پایان مجموعه  $\mathcal{O}$  یک ایده‌آل مرتب است و با توجه به این‌که مجموعه  $G$  شامل چندجمله‌های متناظر در مرز است پس  $G$  یک پایه مرزی متناظر  $\mathcal{O}$  است. اما  $\mathcal{O}$  به‌وضوح یک پایه برای حلقه خارج قسمتی است که این اثبات را کامل می‌کند.

**مثال ۲۴.** فرض کنیم  $P = \{P_1 = (0,0), P_2 = (1,2)\} \subset \mathbb{Q}^2$  یک مجموعه نقاط و مجموعه‌های  $\Delta_1 = \{(0,0), (1,0)\}$  و  $\Delta_2 = \{(0,0), (1,0), (0,1)\}$  به‌ترتیب مجموعه چندگانگی نظیر به  $P_2$  و  $P_1$  باشند.

در این صورت مجموعه  
 $\{4x^2 - 4xy + y^2, x^3 - 1/2xy - x^2 + 1/2y, x^2y - 2xy + y, xy^2 + 4x^2 - 6xy + 2y\}$

پایه مرزی برای ایده‌آل نقاط  $I((P_1, \Delta_1), (P_2, \Delta_2))$  نسبت به ایده‌آل مرتب  $\mathcal{O} = \{1, x, y, x^2, xy\}$  است.

## کاربرد ایده‌آل نقاط در طرح آزمایش‌ها و رگرسیون

یکی از کاربردهای ایده‌آل نقاط در علم آمار و یافتن مدل‌های بهینه آماری با استفاده از ایده‌آل‌های مرتب در زمینه‌های مختلف مانند طرح آزمایش‌ها و رگرسیون است. در علم آمار، تحلیل رگرسیون تکنیکی برای تعیین رابطه موجود بین مجموعه متغیرهای مستقل و متغیر وابسته است تا به وسیله آن بتوان تغییرات متغیر وابسته را با توجه به تغییرات متغیرهای مستقل پیش‌بینی کرد. از این‌رو مدل‌های رگرسیونی در زمینه‌های مختلف مانند کشاورزی، اقتصاد، علوم زیستی، علوم اجتماعی و ... که نیاز به پیش‌بینی است استفاده می‌شوند.

در تعیین مدل‌های رگرسیونی، یکی از مهم‌ترین شاخص‌های کفایت مدل، ضریب تعیین است که با علامت R-Square نشان داده می‌شود. در واقع ضریب تعیین نشان‌دهنده درصدی از تغییرات متغیر وابسته است که با متغیر مستقل بیان می‌شود و می‌تواند مقادیر بین صفر و یک را اختیار کند. واضح است که هر چه ضریب تعیین مدل رگرسیونی به یک نزدیک باشد مدل برازنده‌تر است. بنابراین سوال مهمی که در این زمینه مطرح می‌شود این است که بتوانیم همه مدل‌های مختلف را پیدا کنیم و با توجه به متناهی بودن آن بتوان بهترین مدل را بیابیم.

ما توانستیم با استفاده از خروجی الگوریتم‌های BM-AllOrderIdeals و FG-AllQuasiOrderIdeals در [۱۱] که در بخش قبل به آنها پرداختیم، به مدل‌هایی دست یابیم که ضریب تعیین بالایی داشتند. در ادامه می‌بینیم که برای یک نمونه از داده‌های خاک‌شناسی توانستیم با استفاده از الگوریتم‌هایمان مدل‌هایی بیابیم که شاخص R-Square آنها مقدار بسیار نزدیک به ۱ را اختیار می‌کند. حتی قابل ذکر است که در بین مدل‌های ما مقدار R-Square = 1 نیز مشاهده شد.

**مثال ۲۵.** فرض کنید هدف بررسی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی ( $CEC$ ) و چگالی ظاهری ( $\rho_b$ ) خاک در ۱۰ نقطه متفاوت است. ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، عبارت از حداکثر مقدار کاتیونی است که وزن معینی از خاک قادر است در خود جذب یا نگهداری کند. ظرفیت تبادل کاتیونی یک خاک نماینده مجموعه کاتیون‌ها و هیدروژن قابل تبادل در جذب صد گرم از خاک است. اگر ظرفیت تبادل کاتیونی برای خاک معینی  $T$  میلی اکوی والان باشد و در موقعیت معینی  $S$  میلی اکوی والان کاتیون در جذب ۱۰۰ گرم خاک خشک قرار داشته باشد، تفاضل  $S$  و  $T$  مصرف مقدار هیدروژن موجود در جذب کلوئیدهای همان وزن خاک است. بدین ترتیب ظرفیت تبادل کاتیونی یک خاک نماینده مجموعه کاتیون‌ها و هیدروژن قابل تبادل در جذب صد گرم از خاک است. چگالی ظاهری خاک نشان‌دهنده فشردگی خاک است. ارتباط بین هدایت هیدرولیکی اشباع ( $KS$ ) با چگالی ظاهری، مقدار ماده آلی ( $OM$ )، ظرفیت تبادل کاتیونی و سطح ویژه ( $SSA$ ) را بررسی می‌شود.

برای سهولت به هر یک از شاخص‌های مستقل اندازه‌گیری شده  $SSA$ ،  $CEC$ ،  $OM$ ،  $\rho_b$  در مثال ۲۵ به ترتیب متغیرهای  $x_1, x_2, x_3, x_4$  را نظیر می‌کنیم. هم‌چنین به ویژگی  $KS$ ، متغیر وابسته  $y$  را نسبت می‌دهیم. جدول ۲ داده‌های ثبت شده مربوط به اندازه‌گیری شاخص‌های بالا را نمایش می‌دهد. هر یک از این متغیرها را به‌عنوان مؤلفه یک نقطه در فضای  $\mathbb{R}^4$  در نظر می‌گیریم. بنابراین داریم

$$X = \{(1.30, 1.25, 13.64, 76.900), (1.25, 1.73, 12.12, 110.5), (1.15, 2.31, 13.84, 154.40), (1.22, 1.69, 16.22, 136.20), (1.33, 1.72, 3.920, 97.100), (1.45, 1.96, 11.33, 53.900), (1.52, 1.31, 3.680, 90.600), (1.42, 3.19, 8.350, 52.300), (1.46, 1.35, 10.00, 39.400), (1.35, 2.24, 13.84, 73.500)\}$$

Table 2. Design for the agriculture case and response KS

| $\rho_b$ | OM   | CEC   | SSA    | KM   |
|----------|------|-------|--------|------|
| 1.30     | 1.25 | 13.64 | 76.900 | 0.55 |
| 1.25     | 1.73 | 12.12 | 110.50 | 0.57 |
| 1.22     | 1.69 | 16.22 | 136.20 | 0.27 |
| 1.15     | 2.31 | 13.84 | 154.40 | 0.28 |
| 1.33     | 1.72 | 3.920 | 97.100 | 0.28 |
| 1.45     | 1.96 | 11.33 | 53.900 | 0.60 |
| 1.52     | 1.31 | 3.680 | 90.600 | 0.23 |
| 1.42     | 3.19 | 8.350 | 52.300 | 0.57 |
| 1.46     | 1.35 | 10.00 | 39.400 | 0.95 |
| 1.35     | 2.24 | 13.84 | 73.500 | 1.60 |

قابل ذکر است که مدل‌های چندجمله‌ای که در ادامه می‌بینیم، مجموعه مولدهایی برای حلقه خارج قسمتی نظیر به ایده آل نقاط مجموعه  $X$  است که با استفاده از محاسبات پایه مرزی به دست آمده‌اند.

مدل ۱.

$$[1, x_4, x_3, x_2, x_1, x_2x_3, x_2^2, x_1^2, x_2^3, x_1^3]$$

Table 3. Excluded Variables<sup>b</sup>

| Model     | Beta In               | t      | Sig.  | Partial Correlation | Collinearity Statistics |
|-----------|-----------------------|--------|-------|---------------------|-------------------------|
|           |                       |        |       |                     | Tolerance               |
| 1 $x_2^2$ | -38.111 <sup>a</sup>  | -7.097 | 0.089 | -0.990              | 1.972E - 5              |
| $x_1^2$   | -155.114 <sup>a</sup> | -0.340 | 0.792 | -0.322              | 1.256E - 7              |

a. Predictors in the Model: (Constant),  $x_1^3, x_2^3, x_3, x_4, x_2x_3, x_2, x_1$

b. Dependent Variable: y

Table 4. Variables Entered/Removed

| Model | Variables Entered                          | Variables Removed | Method |
|-------|--------------------------------------------|-------------------|--------|
| 1     | $x_1^3, x_2^3, x_3, x_4, x_2x_3, x_2, x_1$ | -                 | Enter  |

a. Tolerance=.000 limits reached.

Table 5. Model Summary

| Model | R                   | Multiple R-Square | Adjusted R-Square | Std. Error of the Estimate |
|-------|---------------------|-------------------|-------------------|----------------------------|
| 1     | 0.0985 <sup>a</sup> | 0.971             | 0.869             | 0.15175                    |

a. Predictors : (Constant),  $x_1^3, x_2^3, x_3, x_4, x_2x_3, x_2, x_1$

Table 6. ANOVA<sup>b</sup>

| Model        | Sum of Square | df | Mean Square | F     | Sig.               |
|--------------|---------------|----|-------------|-------|--------------------|
| 1 Regression | 1.530         | 7  | 0.219       | 9.494 | 0.099 <sup>a</sup> |
| Residual     | 0.046         | 2  | 0.023       |       |                    |
| Total        | 1.576         | 9  |             |       |                    |

a. Predictors : (Constant),  $x_1^3, x_2^3, x_3, x_4, x_2x_3, x_2, x_1$

b. Dependent Variable: y

Table 7. Coefficients<sup>a</sup>

| Model        | Unstandardized Coefficients |            | Standardized Coefficients |  | t      | Sig.  |
|--------------|-----------------------------|------------|---------------------------|--|--------|-------|
|              | B                           | Std. Error | Beta                      |  |        |       |
| 1 (Constant) | -16.866                     | 9.774      |                           |  | -1.726 | 0.227 |
| $x_4$        | -0.012                      | 0.005      | -1.083                    |  | -2.625 | 0.120 |
| $x_3$        | -0.527                      | 0.121      | -5.347                    |  | -4.341 | 0.049 |
| $x_2$        | -4.368                      | 1.202      | -6.148                    |  | -3.635 | 0.068 |
| $x_1$        | 29.264                      | 10.744     | 8.255                     |  | 2.724  | 0.112 |
| $x_2x_3$     | 0.333                       | 0.070      | 7.611                     |  | 4.753  | 0.042 |
| $x_2^3$      | 0.080                       | 0.039      | 1.747                     |  | 2.039  | 0.178 |
| $x_1x_3$     | -5.804                      | 1.861      | -8.856                    |  | -3.120 | 0.089 |

a. Dependent Variable: y

$$[1, x_4, x_3, x_2, x_1, x_2x_4, x_1x_4, x_2x_3, x_1x_3, x_1^2]$$

Table 8. Excluded Variables<sup>b</sup>

| Model   | Beta In             | t | Sig. | Partial Correlation | Collinearity Statistics |
|---------|---------------------|---|------|---------------------|-------------------------|
|         |                     |   |      |                     | Tolerance               |
| 1 $x_1$ | 15.946 <sup>a</sup> | . | .    | 1.000               | 3.791E - 5              |

a. Predictors in the Model: (Constant),  $x_1^2, x_2, x_1x_3, x_1x_4, x_2x_4, x_2x_3, x_3, x_4$ 

b. Dependent Variable: y

Table 9. Variables Entered/Removed

| Model | Variables Entered                                      | Variables Removed | Method |
|-------|--------------------------------------------------------|-------------------|--------|
| 1     | $x_1^2, x_2, x_1x_3, x_1x_4, x_2x_4, x_2x_3, x_3, x_4$ | -                 | Enter  |

a. Tolerance=.000 limits reached

Table 10. Model Summary

| Model | R                   | Multiple R-Square | Adjusted R-Square | Std. Error of the Estimate |
|-------|---------------------|-------------------|-------------------|----------------------------|
| 1     | 0.0995 <sup>a</sup> | 0.990             | 0.913             | 0.12327                    |

a. Predictors: (Constant),  $x_1^2, x_2, x_1x_3, x_1x_4, x_2x_4, x_2x_3, x_3, x_4$ Table 11. ANOVA<sup>b</sup>

| Model        | Sum of Square | Df | Mean Square | F      | Sig.               |
|--------------|---------------|----|-------------|--------|--------------------|
| 1 Regression | 1.561         | 8  | 0.195       | 12.843 | 0.213 <sup>a</sup> |
| Residual     | 0.015         | 1  | 0.015       |        |                    |
| Total        | 1.576         | 9  |             |        |                    |

a. Predictors: (Constant),  $x_1^2, x_2, x_1x_3, x_1x_4, x_2x_4, x_2x_3, x_3, x_4$ 

b. Dependent Variable: y

Table 12. Coefficients<sup>a</sup>

| Model        | Unstandardized Coefficients |            | Standardized Coefficients |        | Sig.  |
|--------------|-----------------------------|------------|---------------------------|--------|-------|
|              | B                           | Std. Error | Beta                      | t      |       |
| 1 (Constant) | 12.508                      | 1.904      |                           | 6.569  | 0.096 |
| $x_4$        | .127                        | 0.081      | 11.280                    | 1.559  | 0.363 |
| $x_3$        | -0.057                      | 0.293      | -0.574                    | -0.193 | 0.879 |
| $x_2$        | -3.268                      | 0.562      | -4.600                    | -5.814 | 0.108 |
| $x_2x_4$     | -0.041                      | 0.016      | -8.314                    | -2.554 | 0.238 |
| $x_1x_4$     | -0.083                      | 0.049      | -7.945                    | -1.684 | 0.341 |
| $x_2x_3$     | 0.593                       | 0.143      | 13.569                    | 4.138  | 0.151 |
| $x_1x_3$     | -0.767                      | 0.309      | -9.324                    | -2.485 | 0.244 |
| $x_1^2$      | -0.687                      | 0.790      | -0.519                    | -0.870 | 0.544 |

a. Dependent Variable: y

## منابع

1. Batselier K., Wong, N., "Inverse multivariate polynomial root-finding: numerical implementations of the affine and projective Buchberger-Möller algorithm", J. Comput. Appl. Math., 320 (2017) 15-29.
2. Braun G., Pokutta, S., "A polyhedral characterization of border bases", SIAM J. Discrete Math., 30, 1 (2016) 239-265.
3. Buchberger B., "A criterion for detecting unnecessary reductions in the construction of Gröbner-bases", Symbolic and algebraic computation, EUROSAM' 79, int. Symp., Marseille 1979, Lect. Notes Comput. Sci., 72 (1979) 3-21.

4. Buchberger B., "Bruno Buchberger's PhD thesis 1965: An algorithm for finding the basis elements of the residue class ring of a zero dimensional polynomial ideal", Translation from the German. *J. Symb. Comput.*, 41 3-4 (2006) 475-511.
5. Cerlienco L., Mureddu M., "From algorithm sets to monomial linear bases by means of combinatorial algorithm" *Discrete Math.*, 139 1-3 (1995) 73-87.
6. Cox D. A., Little J., O'Shea D., "Ideals, variables, and algorithms", An introduction to computational algebraic geometry and commutative algebra, 4th revised ed., revised ed. Cham: Springer (2015).
7. Farr J. B., Gao S., "Computing Gröbner bases for vanishing ideals of finite sets of points", In *Applied algebra, algebraic algorithms and errorcorrecting codes*, 16th international symposium, AAECC-16, Las Vegas, NV, USA, February 20–24, 2006. Proceedings. Berlin: Springer, (2006) 118-127.
8. Faugère J.-C., "A new efficient algorithm for computing Gröbner bases ( $F^4$ )", *J. Pure Appl. Algebra* 139 1-3 (1999) 61-88.
9. Faugère J.-C., "A new efficient algorithm for computing Gröbner bases without reduction to zero ( $F_0$ )", In *Proceedings of the 2002 international symposium on symbolic and algebraic computation, ISSAC 2002, Lille, France, July 07–10, 2002*, New York, NY: ACM Press, (2002) 75-83.
10. Giglio B., Riccomagno E., Wynn H. P., "Gröbner basis strategies in regression", *J. Appl. Stat.* 27, 7 (2000) 923-938.
11. Hashemi, A., Kreuzer, M., Pourkhajouei, S., "Computing All Border Bases for Ideals of Points", *Journal of Algebra and Its Applications*, Vol. 18, No. 6, Article No. 1950102 (2019) 23.
12. Kaspar S., "Computing border bases without using a term ordering", *Beitr. Algebra Geom.* 54, 1 (2013) 211-223.
13. Kehrein A., Kreuzer M., "Characterizations of border bases", *J. Pure Appl. Algebra* 196, 2-3 (2005) 251-270.
14. Kehrein A., Kreuzer M., "Computing border bases", *J. Pure Appl. Algebra* 205, 2 (2006) 279-295.
15. Kreuzer M., Poulisse H., "Subideal border bases", *Math. Comput.* 80, 274 (2011) 1135-1154.
16. Kreuzer M., Robbiano L., "Computational commutative algebra", II. Berlin: Springer, (2005).

17. Lazard D., "Gröbner bases, Gaussian elimination and resolution of systems of algebraic equations", Computer algebra, EUROCAL'83, Proc. Conf., London 1983, Lect. Notes Comput. Sci. 162 (1983) 146-156.
18. Marinari M., Möller H., Mora T., "Gröbner bases of ideals given by dual bases", In ISSAC '91. Proceedings of the 1991 international symposium on Symbolic and algebraic computation. Bonn, Germany, July 15-17, 1991. New York, NY: ACM Press, (1991) 55-63.
19. Möller H., Buchberger B., "The construction of multivariate polynomials with preassigned zeros", Computer algebra, EUROCAM '82, Conf. Marseille/France 1982, Lect. Notes Comput. Sci. 144 (1982) 24-31.
20. Möller H., Mora T., Traverso C., "Gröbner bases computation using syzygies", In International symposium on Symbolic and algebraic computation 92. ISSAC 92. Berkeley, CA, USA, July 27-29, 1992. Baltimore, MD: ACM Press, (1992) 320-328.
21. Möller H., Sauer T., "H-bases for polynomial interpolation and system solving", Adv. Comput. Math. 12, 4 (2000) 335-362.
22. Mourrain B., "A new criterion for normal form algorithms", In Applied algebra, algebraic algorithms and error correcting codes. 13th international symposium, AAECC-13, Honolulu, HI, USA, November 15-19, 1999. Proceedings. Berlin:Springer, (1999) 430-443.
23. Mourrain B., "Pythagore's dilemma, symbolic-numeric computation, and the border basis method", In Symbolic-numeric computation. Invited and contributed presentations given at the international workshop (SNC 2005), Xi'an, China, July 19-21 (2005). Basel: Birkhäuser, (2007) 223-243.
24. Mourrain B., Trébuchet, P., "Generalized normal forms and polynomial system solving", In Proceedings of the 2005 international symposium on symbolic and algebraic computation, ISSAC'05, Beijing, China, July 24-27, 2005. New York, NY: ACM Press, (2005) 253-260.
25. Mourrain B., Trébuchet P., "Stable normal forms for polynomial system solving", Theor. Comput. Sci. 409, 2 (2008) 229-240.
26. Mourrain B., Trébuchet P., "Border basis representation of a general quotient algebra", In Proceedings of the 37th international symposium on symbolic and algebraic computation, ISSAC 2012, Grenoble, France, July 22-25, 2012. New York, NY: Association for Computing Machinery (ACM), (2012) 265-272.
27. Pistone G., Wynn H. P., "Generalised confounding with Gröbner bases", Biometrika 83, 3 (1996) 653-666.
28. Yufu Chen Meng X., "Border bases of positive dimensional polynomial ideals", In SNC'07. ACM, New York, (2007) 65-71.