



دانشگاه تهران
پردیس دانشکده های فنی
گروه مهندسی نقشه برداری



طبقه بندی همزمان داده های فراطیفی و لیدار براساس ادغام طبقه بندی کننده ها

ارائه دهنده:

بهناز بیگدلی

اساتید راهنما:

دکتر فرهاد صمدزادگان و دکتر پیترو رینارتز

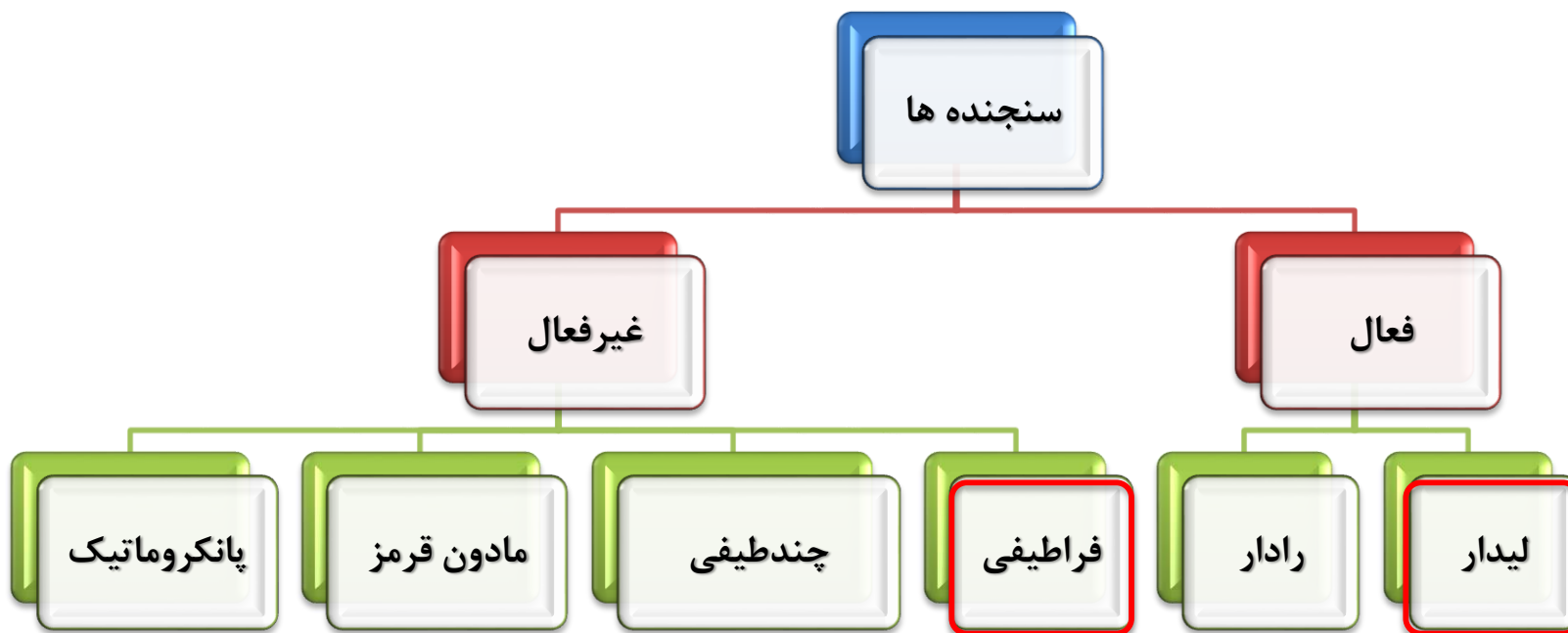
شهریور ۹۳

محتوی مطالب

- ❖ مقدمه
- ❖ پیشینه تحقیق
- ❖ بیان مسئله
- ❖ انگیزه تحقیق
- ❖ سیستم های طبقه بندی کننده چندگانه (MCS)
- ❖ روش پیشنهادی
- ❖ نتایج عملی
- ❖ نتیجه گیری و پیشنهادات



❖ سنجنده ها در سنجش از دور به دو نوع فعال و غیرفعال تقسیم می شوند.



سیستم های تصویربرداری فراطیفی توانایی جمع آوری حجم بالایی از اطلاعات طیفی را در قالب بیش از صد کانال طیفی دارند که هر یک بر محدوده ای از امواج الکترومغناطیس منطبق است.

- اطلاعات طیفی با جزئیات فراوان از سطح عوارض
- کاربردهای فراوان
- اطلاعات طیفی پیوسته در مقابل اطلاعات طیفی گسسته در چندطیفی ها

مزایا

- کمبود اطلاعات ارتفاعی به ویژه برای کلاس های سه بعدی
- نظیر ساختمان ها
- فضای ویژگی با ابعاد بالا (پدیده هیوز)
- نیاز به کامپیوترهای با قدرت بالا برای پردازش و ذخیره

معایب

- کشاورزی، محیط زیست، معدن شناسی، پزشکی و ...

کاربردها



مقدمه

داده لیدار

یک سیستم سنجش از دوری که توانایی اندازه گیری فاصله را بوسیله پردازش پالس های لیزر ارسالی و دریافتی از سطح عوارض داراست.

- سریع و دقیق
- جمع آوری اطلاعات سه بعدی بصورت مستقیم

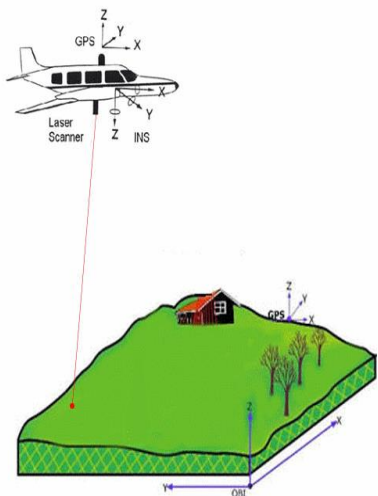
مزایا

- اطلاعات طیفی ضعیف

معایب

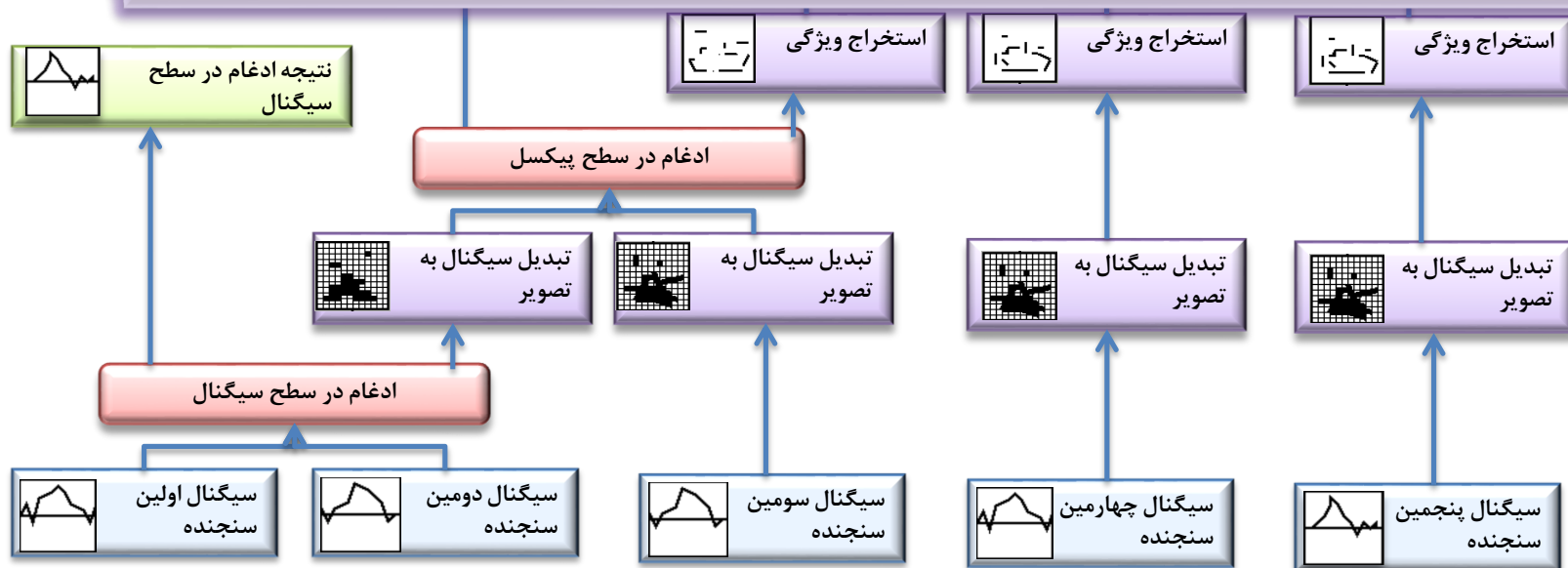
- استخراج ساختمان، بازسازی مدل سه بعدی شهرها،
- مطالعات جنگل و ...

کاربردها

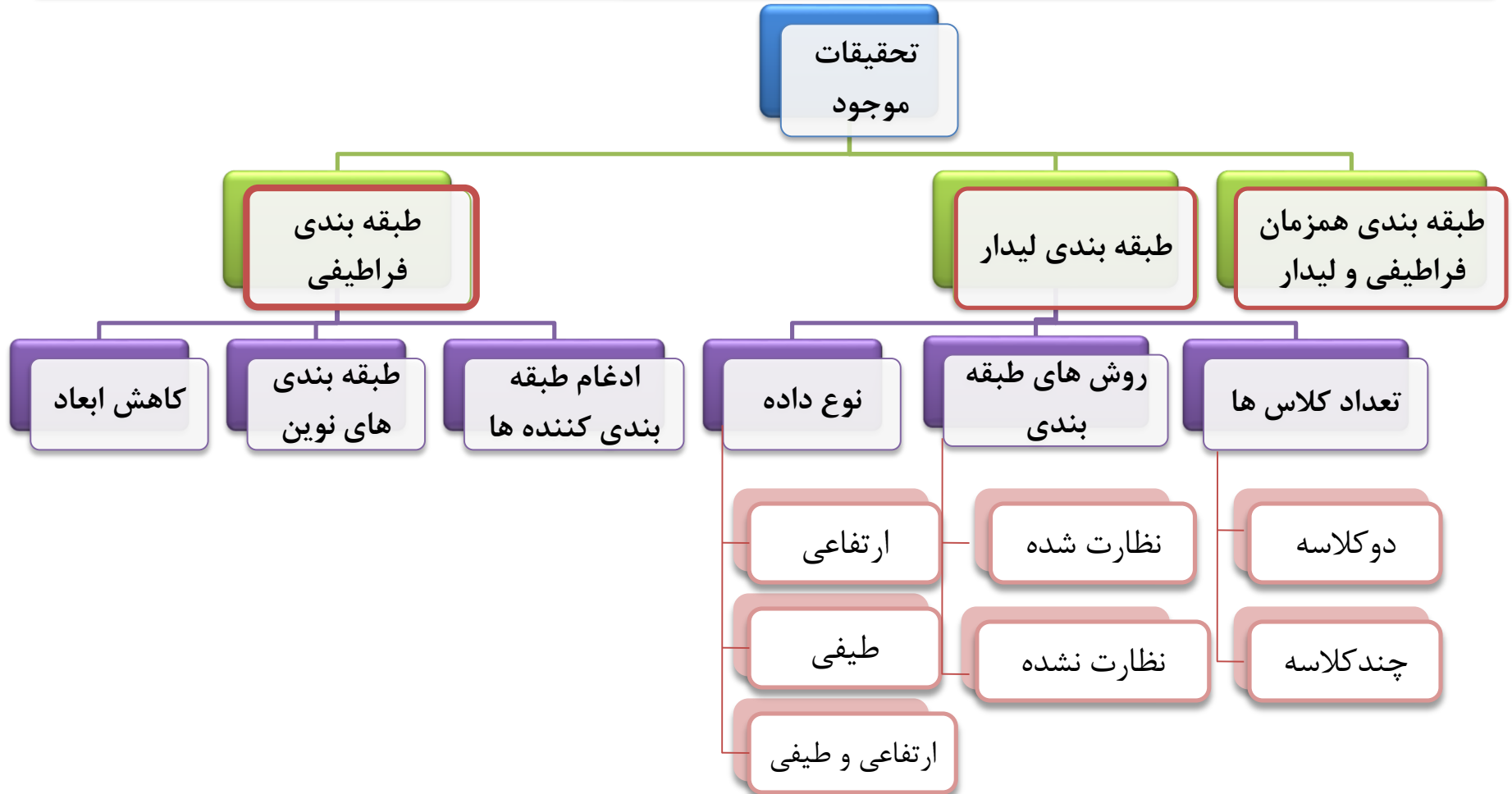


✓ تعریف: پروسه تلفیق و ادغام اطلاعات و داده های مختلف از یک عارضه به منظور نمایش و درک بهتر، دقیق تر و مفیدتر از محیط اطراف

✓ ادغام داده در سنجش از دور می تواند در چهار سطح انجام شود: سیگنال، پیکسل، ویژگی و تصمیم گیری

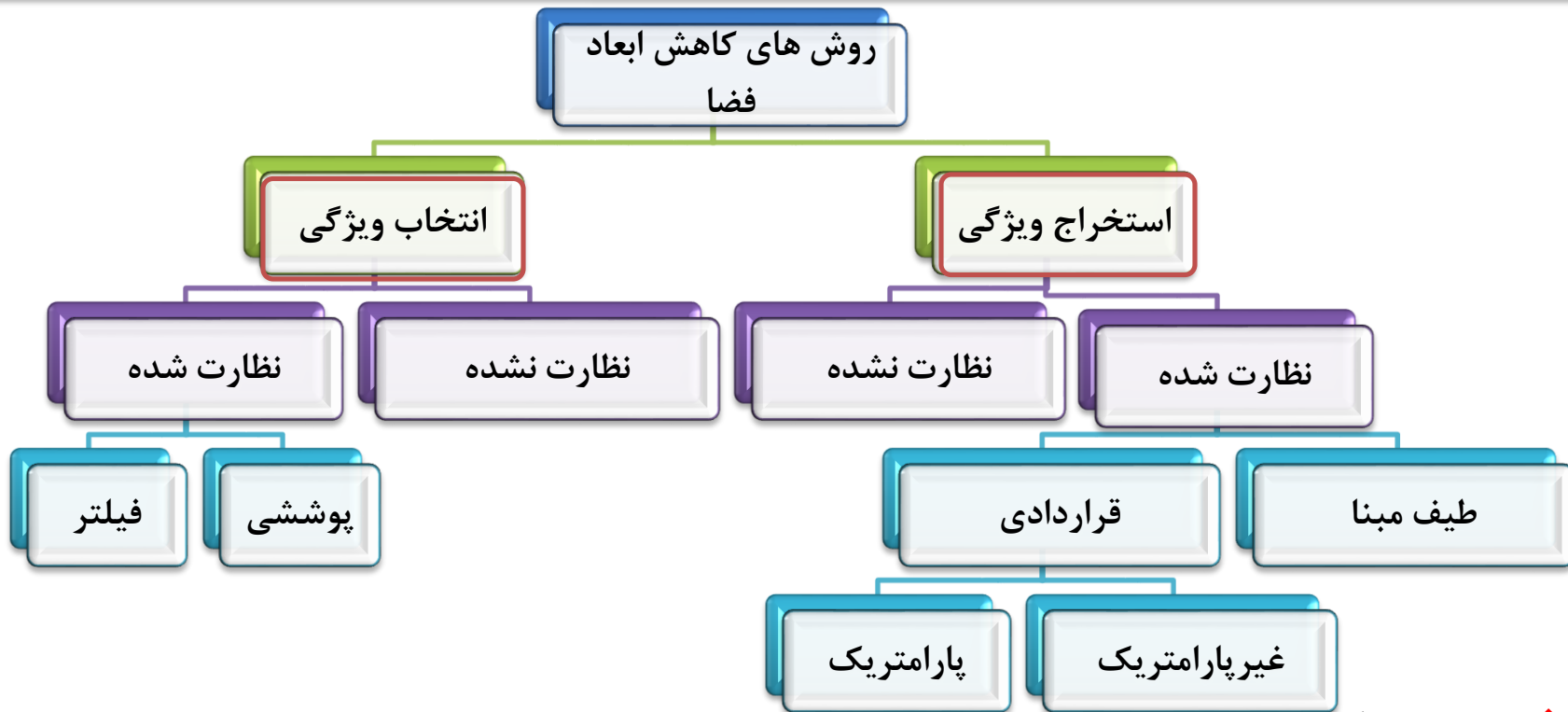


پیشینه تحقیق



پیشینه تحقیق

کاهش ابعاد داده فراطیفی



❖ انتخاب ویژگی

(Optimization methods): Samadzadegan et al. 2010; Zhuo, 2008; Tijong, 2011. ❖

❖ استخراج ویژگی

(NDA): Bressan, 2003; (NWFE): Kuo et al. 2004; (LDA): Bandos et al, 2007; Liao et al. 2011; (PCA): ❖

Zhang et al. 2009; Xia et al. 2014; Wang, 2006. (ICA): Benediktsson et al. (2014); Wang and Chang, 2006

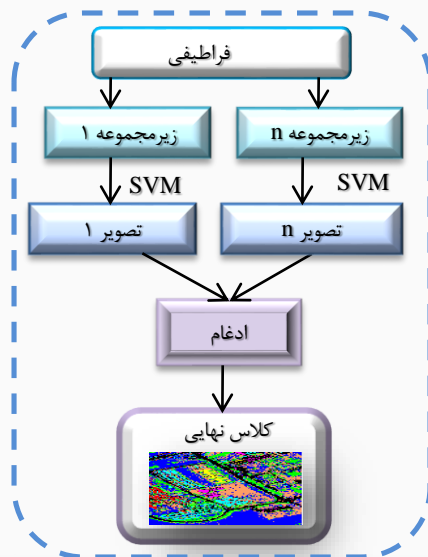
✓ با توجه به محدودیت های طبقه بندی کننده های انفرادی، سیستم های طبقه بندی کننده چندگانه یا MCS کارایی بیشتری نسبت به روش های طبقه بندی پیشین دارند.

Ceamanos and Benediktsson, 2010 ✓

✓ یک سیستم مجموعه طبقه بندی براساس ماشین های

بردار پشتیبان و تقسیم بندی باندهای داده فراطیفی

✓ تقسیم بندی باندها (Martinez, 2007; Li, 2011)



تصاویر فراطیفی توانایی جمع آوری اطلاعات طیفی با جزئیات بالا را دارند در حالی که داده لیدار اطلاعات ارتفاعی دقیق تری را فراهم می کند. ادغام این دو داده می تواند باعث ادغام اطلاعات طیفی و ارتفاعی و بهبود دقت طبقه بندی شود.

تنوع در روش های پردازش

- طبقه بندی (ماشین های بردار پشتیبان، شبکه های عصبی، بیشترین احتمال)
- سیستم های طبقه بندی کننده چندگانه
- ادغام اطلاعات و ویژگی های بافت، طیف، ارتفاع، ساختار، شکل در قالب روش های قانون مبنا

تنوع در عوارض

- درخت (Purhonen, 2010; Dalponte, 2008; Zhang, 2012)
- خطوط ساحلی (Elaksher, 2008)
- ساختمان و ساختارهای سه بعدی (Brook, 2010)
- تمامی عوارض (Zhao, 2013; Uhlmann, 2013)

Zhao و همکاران، ۲۰۱۳

- ✓ استفاده از PCA و NDVI به عنوان ویژگی ها و بکارگیری SVM و بیشترین احتمال به عنوان طبقه بندی کننده ها روی داده فراطیفی و لیدار
- ✓ ادغام همه طبقه بندی کننده ها براساس روش رأی گیری

Uhlmann و همکاران، ۲۰۱۳

- ✓ استخراج ویژگی روی داده فراطیفی
- ✓ ادغام هر ویژگی با کل باندهای داده فراطیفی در قالب یک گروه
- ✓ طبقه بندی هر گروه از داده و سپس ادغام نتایج براساس رأی گیری

ابعاد بالای فضای در داده فراطیفی

ابعاد بالای فضای ویژگی اگر نمونه های آموزشی کافی در دسترس نباشد، باعث کاهش دقت طبقه بندی خواهد شد. دهها یا صدها باند طیفی شبیه به یکدیگر باعث افزونگی داده و افزایش زمان محاسبات در طبقه بندی داده فراطیفی می شود.

معایب تقسیم بندی باندهای طیفی

- ❖ معیارهای ساده شباهت بین باندها مانند وابستگی بین باندها
- ❖ بکارگیری تقسیم بندی باندها روی باندهای همسایه، در صورتی که بین باندهای غیرهمسایه هم شباهت وجود دارد.

معایب کاهش ابعاد فضا

از دست دادن اطلاعات مفید در روش های انتخاب و استخراج ویژگی

طبقه بندی SVM انفرادی

استفاده از SVM متداول روی کل داده فراطیفی نیاز به تعریف یک هسته مرکزی دارد در حالی که این هسته به تنهایی نمی تواند تنوع اطلاعات طیفی موجود را پوشش دهد.

کمبود اطلاعات ارتفاعی در داده فراطیفی

داده های فراطیفی اطلاعات طیفی فراوانی از سطح عوارض فراهم می کنند، در حالی که اطلاعات ارتفاعی از عوارضی مانند ساختمان و درختان ایجاد نمی کنند.

طبقه بندی انفرادی تک مقداری

به علت پیچیدگی بیشتر و اطلاعات مختلط در داده های فراطیفی و لیدار، روش های طبقه بندی تک مقداری متداول چندان کارآمد نخواهد بود.

حل مشکل ابعاد بالای فضا بوسیله روش های دسته بندی باندها

- ✓ گروه بندی باندها (BG): دسته بندی باندهای همسایه
- ✓ خوشه بندی باندها (BC): دسته بندی باندهای غیرهمسایه
- ✓ استراتژی های جدید گروه بندی باندها براساس اطلاعات متقابل

حل مشکل تعریف هسته مرکزی در ماشین های بردار پشتیبان

- ✓ تقسیم داده فراطیفی به چندین زیرمجموعه، تعریف توابع هسته مرکزی برای هر ماشین بردار پشتیبان روی هر مجموعه داده بصورت جداگانه
- ✓ بهینه سازی پارامترهای هسته مرکزی توسط روش جستجوی شبکه

ادغام اطلاعات طیفی داده فراطیفی با اطلاعات ارتفاعی داده لیدار

- ✓ افزودن اطلاعات ارتفاعی داده لیدار به اطلاعات طیفی داده فراطیفی می تواند باعث فراهم آمدن اطلاعات بیشتر و بهبود شناسایی عوارض شود.

بهبود دقت طبقه بندی بوسیله ادغام طبقه بندی کننده ها

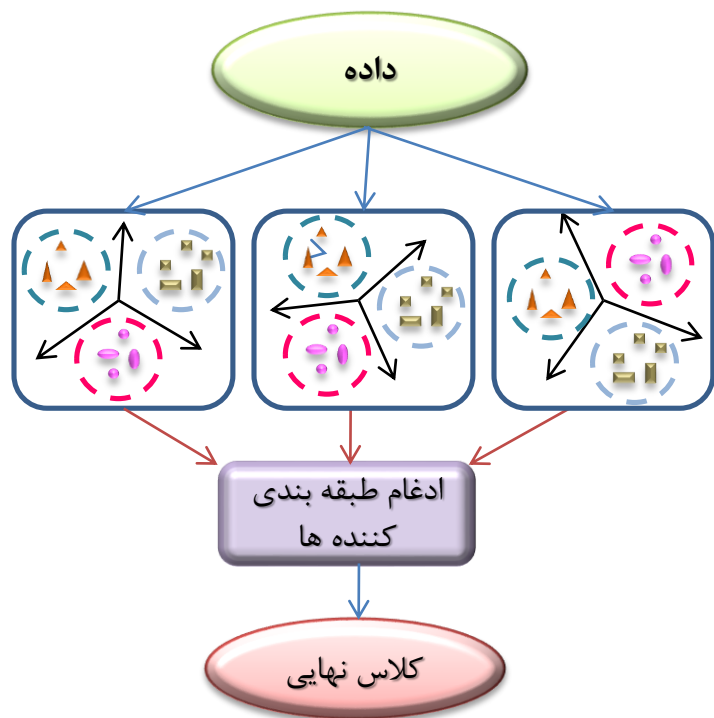
✓ نتایج طبقه بندی حاصل از ادغام طبقه بندی کننده ها می تواند دقت بیشتری را در مقایسه با طبقه بندی کننده های انفرادی فراهم کند.

بکارگیری طبقه بندی کننده های فازی و روش های ادغام فازی

✓ هر پیکسل از سنجنده های مختلف می تواند چندین متر روی زمین را پوشش دهد که این باعث ایجاد پیکسل های مختلط می شود.

✓ در حضور پیکسل های مختلط، طبقه بندی کننده های تک مقداری خطای بیشتری ایجاد می کنند.

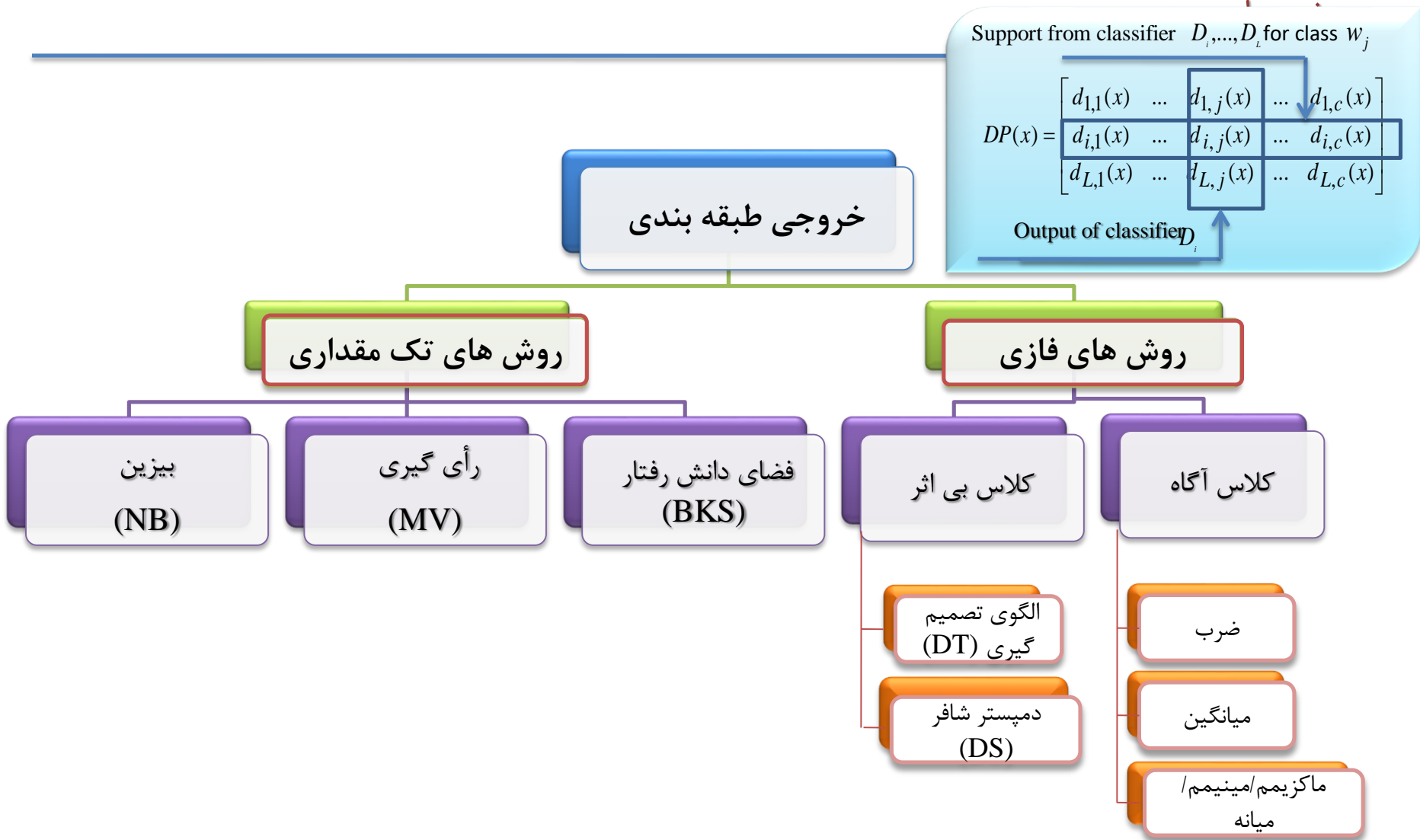
سیستم های طبقه بندی چندگانه



■ ادغام نتایج چندین طبقه بندی کننده به منظور ایجاد نتایج طبقه بندی دقیق تر

- سیستم های طبقه بندی چندگانه (MCS)
- سیستم های مجموعه طبقه بندی کننده ها
- ترکیبی از خبره ها
- ادغام طبقه بندی کننده ها
- کمیته ای از یادگیرنده ها

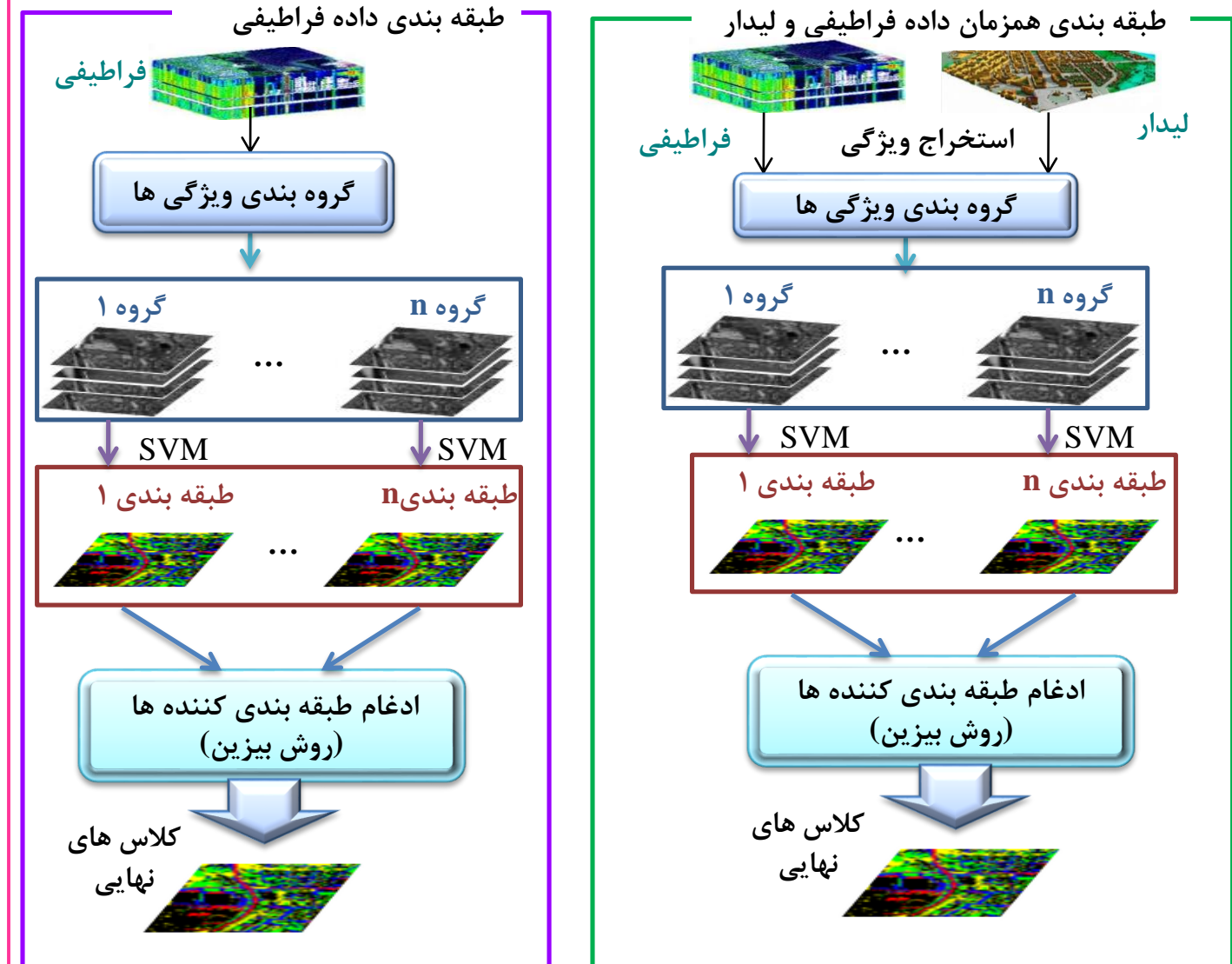
سیستم های طبقه بندی چندگانه





سناریو اول

سناریو اول: روش گروه بندی فضای ویژگی



سناریو اول

گام اول: استخراج ویژگی (روی داده فراطیفی)

نام ویژگی ها	معادلات
اندکس گیاهی اختلاف نرمابیزه شده یا NDVI	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{RED}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RED})$
شاخص نسبت ساده	$SR = \rho_{NIR} - \rho_{RED}$
شاخص گیاهی بهبود یافته	$EVI = 2.5 \left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + 6\rho_{RED} - 7.5\rho_{BLUE} + 1} \right)$
اندکس گیاهی پایداری اتمسفریکی	$ARVI = \frac{\rho_{NIR} - (2\rho_{RED} - \rho_{BLUE})}{\rho_{NIR} + (2\rho_{RED} - \rho_{BLUE})}$
اندکس سبز مجموع	Mean of 500-600 nm of spectrum
NDVI لبه قرمز	$NDVI_{705} = (\rho_{750} - \rho_{705}) / (\rho_{750} + \rho_{705})$
شاخص نسبت ساده لبه قرمز بهبود یافته	$mSR_{705} = (\rho_{750} - \rho_{445}) / (\rho_{705} - \rho_{445})$
NDVI لبه قرمز بهبود یافته	$mNDVI_{750} = (\rho_{750} - \rho_{705}) / (\rho_{750} + \rho_{705} - 2\rho_{445})$
شاخص لبه قرمز vogelmann ۱	$VOG1 = \rho_{740} / \rho_{720}$
شاخص لبه قرمز vogelmann ۲	$VOG2 = (\rho_{734} - \rho_{747}) / (\rho_{715} + \rho_{726})$
شاخص موقعیت لبه قرمز	

سبزی پهن باند

سبزی پهنای
باند باریک

سناریو اول

گام اول: استخراج ویژگی (روی داده فراطیفی)

نام ویژگی ها	معادلات
شاخص بازتاب فتوشیمیایی	$PRI = (\rho_{531} - \rho_{570}) / (\rho_{531} + \rho_{570})$
Structure Insensitive Pigment Index	$SIPI = (\rho_{800} - \rho_{445}) / (\rho_{800} + \rho_{680})$
Red Green Ratio Index	
Plant Senescence Reflectance Index	$PSRI = (\rho_{680} - \rho_{500}) / \rho_{750}$
Carotenoid Reflectance Index 1	$CRI1 = (1 / \rho_{510}) - (1 / \rho_{550})$
Carotenoid Reflectance Index 2	$CRI2 = (1 / \rho_{510}) - (1 / \rho_{700})$
Anthocyanin Reflectance Index 1	$ARI1 = (1 / \rho_{550}) - (1 / \rho_{700})$
Anthocyanin Reflectance Index 2	$ARI2 = \rho_{800} [(1 / \rho_{550}) - (1 / \rho_{700})]$
شاخص باند آب	$WBI = \rho_{900} / \rho_{970}$

کارآمد در استفاده از نور

کربن خشک

ماده رنگی برگ

محتوی آب



نام ویژگی ها	معادلات
GLCM (آنترپی)	$Ent = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \times (-\ln P_{i,j})$
GLCM (کنتراست)	$Cont = \sum_{i,j=0}^N P_{ij} (i - j)^2$
GLCM (وابستگی)	$corr = \sum_{i,j=0}^{N-1} [(i - \mu_i)(j - \mu_j) / \sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}]$
GLCM (میانگین)	$Mean_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \times P(i, j)$
GLCM (انحراف معیار)	$variance_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j) \times (i - Mean_i)^2$
GLCM (همگنی)	$H = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2}$
GLCM (عدم شباهت)	$Diss = \sum_{ij=0}^{N-1} P_{ij} i - j $
GLCM (گشتاور دوم)	$M = \sum_{ij} P_{ij}^2$
سمی واریوگرام	$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \{DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h)\}^2$
مادوگرام	$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(k)} \sqrt{ DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h) }$
رادوگرام	$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(k)} DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h) $

ویژگی های بافت
GLCM

ویژگی های بافت
واریوگرام

سناریو اول

گام اول: استخراج ویژگی (روی داده لیدار)



نام ویژگی ها	معادلات
شیب	$Slope = \frac{\Delta Z}{\Delta X}$
رافنس	$Ra = 1 / N \cdot \sum_{n=1}^N h_n $
ریلیف	-
جهت شیب	-

دسته بندی ویژگی ها

خوشه بندی باندها (BC)

روش هایی که تنها باندهای غیرهمسایه را در یک دسته قرار می دهند

K-means

وابستگی

Cityblock

نگاشت زاویه طیفی

گروه بندی باندها (BG)

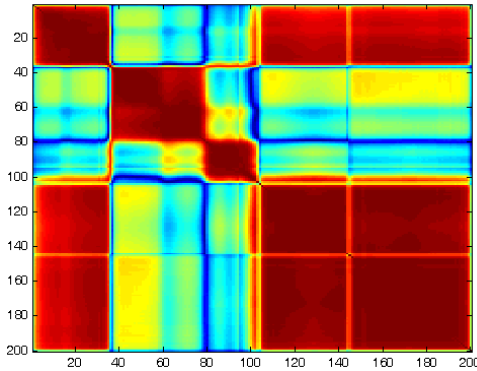
روش هایی که تنها باندهای همسایه را در یک دسته قرار می دهند

ماتریس وابستگی

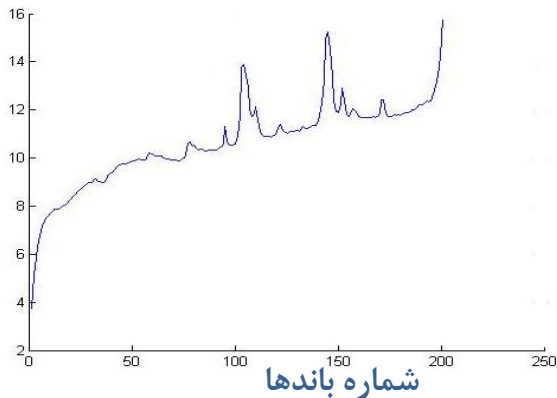
اطلاعات متقابل

سناریو اول

گام دوم: گروه بندی ویژگی ها



$$r_{x_i, x_j} = \frac{\left| n \sum_1^n x_i x_j - \sum_1^n x_i - \sum_1^n x_j \right|}{\sqrt{\left(n \sum_1^n x_i^2 - \left(\sum_1^n x_i \right)^2 \right) \left(n \sum_1^n x_j^2 - \left(\sum_1^n x_j \right)^2 \right)}}$$



$$H(X) = - \sum_{x \in \Phi} p(x) \log p(x)$$

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in \Phi} \sum_{y \in \Psi} p(x, y) \log p(x, y)$$

$$MI(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) = H(X) - H(X/Y)$$



خوشه بندی باندها براساس روش k-means

$$d_{rs} = 1 - \frac{(x_r - x_r^-)(x_s - x_s^-)'}{[(x_r - x_r^-)(x_r - x_r^-)']^{1/2} [(x_s - x_s^-)(x_s - x_s^-)']^{1/2}}$$

$$d_{rs} = \sum_{j=1}^n |x_{rj} - x_{Bj}|$$

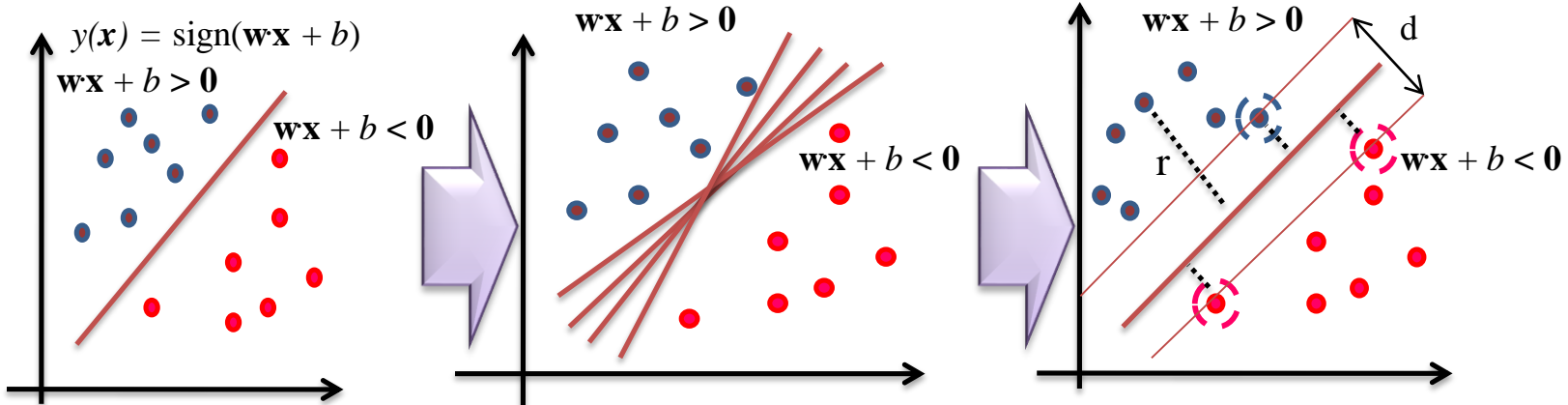
$$SAM(s_i, s_j) = \cos^{-1}(s_i \cdot s_j / \|s_i\| \|s_j\|)$$

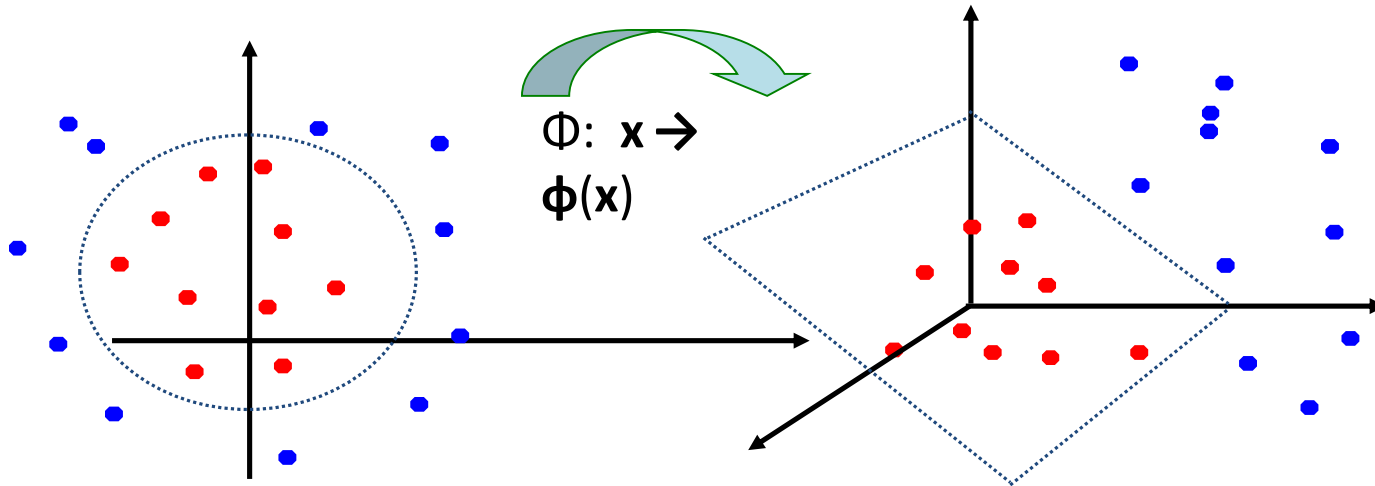
معیار اول BC:
وابستگی

معیار دوم BC:
Cityblock

معیار سوم BC:
نگاشت زاویه طیفی
(SAM)

طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان در سال ۱۹۹۲ توسط vapnik ارائه شد. این سیستم ها کارایی مناسبی در فضاها با ابعاد بالا و داده های آموزشی کم دارند.





$$\text{Minimizing } \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

$$\text{Subject to : } y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \text{ for } i = 1, \dots, N$$

روش اول: ادغام بیزین یا Naïve Bayes (NB)

یک روش دقیق و روباست براساس فضای احتمالات و تئوری بیزین

$$P(S/w_k) = P(s_1, s_2, \dots, s_L/w_k) = \prod_{i=1}^L P(s_i/w_k)$$

$$p(w_k/S) = \frac{p(w_k)p(S/w_k)}{p(S)} = \frac{p(w_k)\prod_{i=1}^L p(s_i/w_k)}{p(S)}, k=1, \dots, c$$

$$\mu_k(x) \propto p(w_k)\prod_{i=1}^L p(s_i/w_k)$$

حمایت نهایی برای کلاس k

روش دوم: رأی گیری وزندار یا WMV

این روش براساس رأی گیری از نتایج و تصمیمات طبقه بندی کننده های مختلف عمل می کند. در حالی که دقت هر طبقه بندی کننده را به عنوان وزن آن طبقه بندی کننده در تصمیم گیری نهایی

لحاظ می کند.

$$\sum_{i=1}^L d_{i,k} = \max_{j=1}^c \sum_{i=1}^L d_{i,j}$$



سناریو دوم

گام دوم: طبقه بندی فازی

- ✓ روش طبقه بندی k نزدیکترین همسایگی یک پروسه غیرپارامتریک برای تعیین برجسب کلاس برای یک نمونه ورودی براساس k تا از نزدیکترین همسایگی هاست.
- ✓ این مفهوم می تواند به حالت فازی آن یعنی طبقه بندی کننده فازی k نزدیکترین همسایگی یا FKNN بسط یابد که یک نمونه ورودی را با درجات عضویت مختلف به همه کلاس ها متعلق می کند.
- ✓ تابع عضویت فازی به عنوان تابعی از فاصله در نظر گرفته می شود.

$$\mu_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k \mu_{ij} (1/\|x - x_j\|^{2/(m-1)})}{\sum_{j=1}^k (1/\|x - x_j\|^{2/(m-1)})}$$

گام اول: آموزش. برای $j=1, \dots, c$ میانگین $DP(z_k)$ برای همهٔ عضوهای از مجموعه دادهٔ Z محاسبه می‌شود و آن را به عنوان الگوی تصمیم گیری یا DT نمایش می‌دهند.

$$DT_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\substack{z_k \in W_j \\ z_k \in Z}} DP(z_k)$$

گام دوم: عملیات. در این بخش دادهٔ ورودی وارد الگوریتم شده و $DP(x)$ برای آن ساخته می‌شود. معیار شباهت S بین $DP(x)$ و DT های هر کلاس محاسبه می‌شود

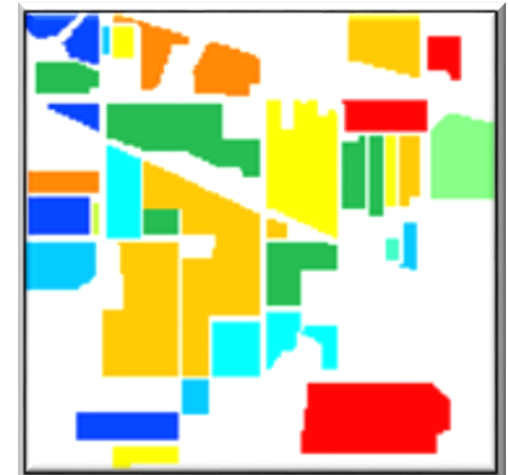
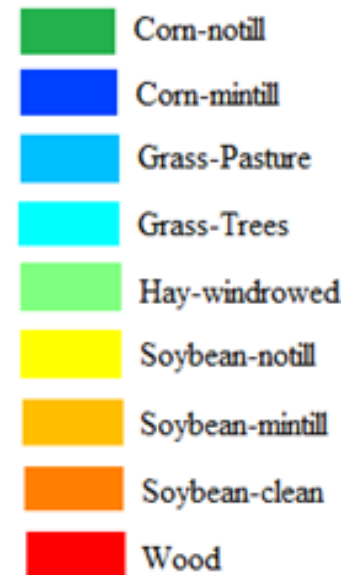
معیار شباهت S :

$$\mu_j(x) = 1 - \frac{1}{L * c} \sum_{i=1}^L \sum_{k=1}^c [DT_j(i, k) - d_{i,k}(x)]^2$$

نتایج عملی

داده اول: داده فراطیفی ایندیانا

شماره	نام کلاس	نمونه های مرجع
۱	Corn-no till	۱۴۳۴
۲	Corn-minimum till	۸۳۴
۳	چمن / مرتع	۴۹۷
۴	چمن / درخت	۷۴۷
۵	Hay-windrowed	۴۸۹
۶	Soybeans-no till	۹۶۸
۷	Soybeans-minimum till	۲۴۶۸
۸	Soybeans-clean till	۶۱۴
۹	چوب	۱۲۹۴



نتایج عملی

داده دوم: داده فراطیفی دانشگاه پاویا

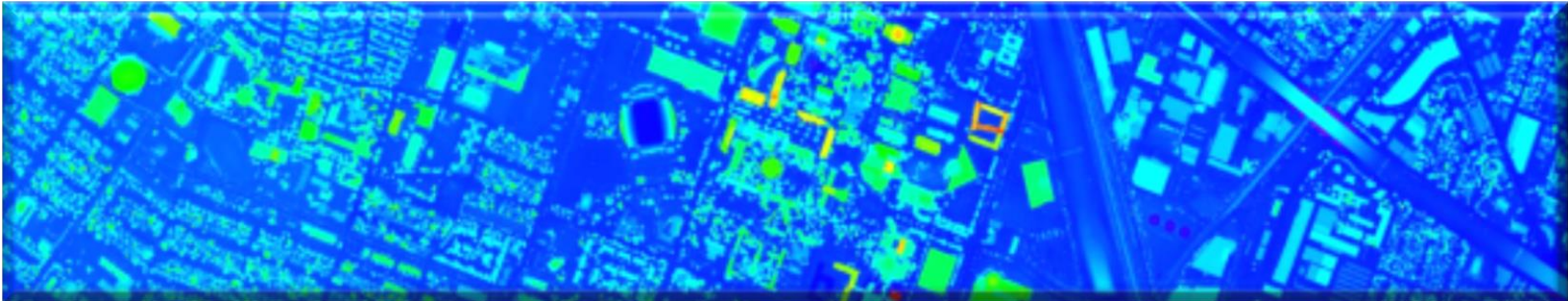
شماره	نام کلاس	نمونه های مرجع
۱	درخت	۵۲۴
۲	آسفالت	۵۴۸
۳	قیر	۳۷۵
۴	شن	۳۹۲
۵	فلز	۲۶۵
۶	سایه	۲۳۱
۷	آجر	۵۱۴
۸	چمنزار	۵۴۰
۹	خاک لخت	۵۳۲



نتایج عملی

داده سوم: داده فراطیفی و لیدار دانشگاه هیوستون

لیدار



فراطیفی



نتایج عملی

داده سوم: داده فراطیفی و لیدار دانشگاه هیوستون

شماره	نام کلاس	نمونه های مرجع
۱	چمن-سلامت	۱۹۸
۲	چمن-فشرده شده	۱۹۰
۳	چمن-مصنوعی	۱۹۲
۴	درخت	۱۸۸
۵	خاک	۱۸۶
۶	آب	۱۸۲
۷	ساختمان	۳۸۷
۸	جاده	۵۶۵
۹	پارکینگ	۳۷۶

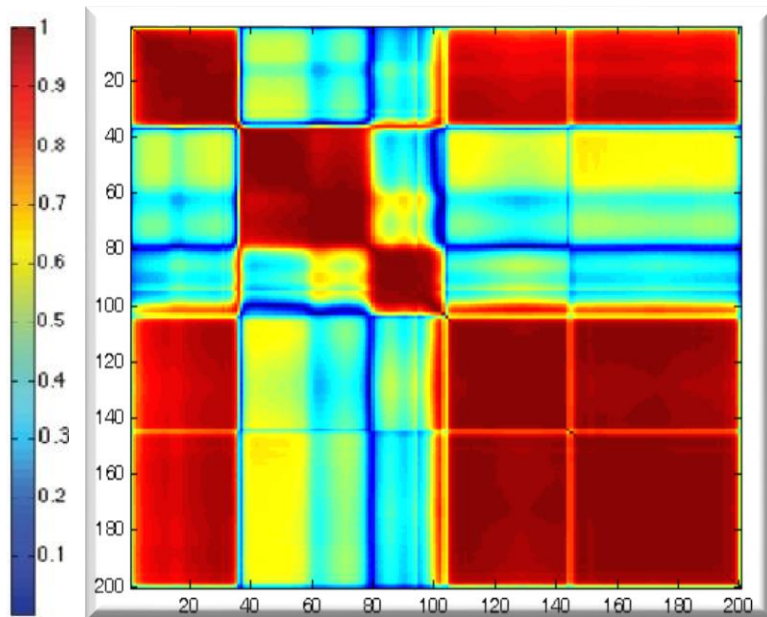
۲۲ ژوئن ۲۰۱۲ از منطقه دانشگاه
هیوستون و همسایگی آن

۱۴۴ باند طیفی در محدوده ۳۸۰
تا ۱۰۵۰ نانومتر

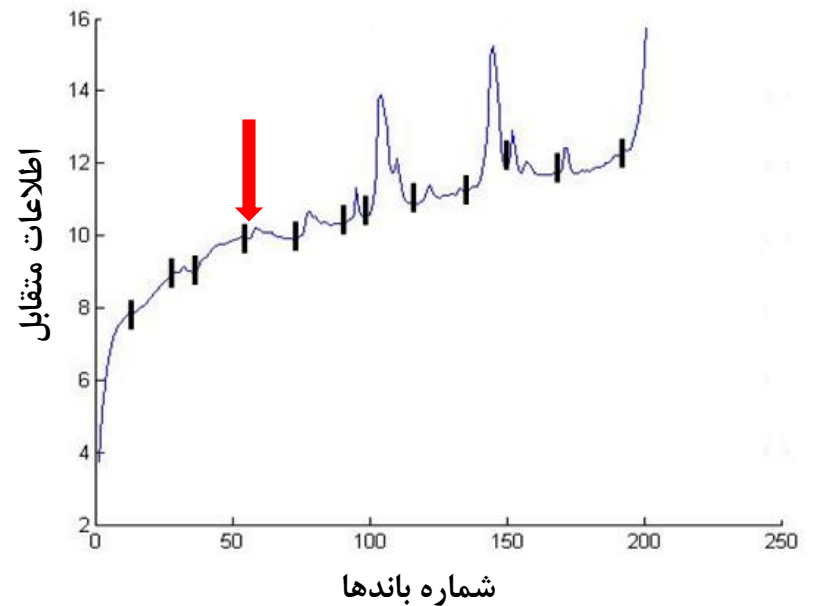
نتایج سناریو اول

داده فراطیفی ایندیانا

گروه بندی باندها براساس ماتریس وابستگی



گروه بندی باندها براساس اطلاعات متقابل



تشکیل دسته باندها براساس روش های گروه بندی باندها

گروه های باندها براساس اطلاعات متقابل						
شماره گروه	۱	۲	۳	۴	۵	۶
باندها	۱-۱۸	۱۹-۳۳	۳۴-۴۴	۴۵-۵۷	۵۸-۷۷	۷۸-۱۰۵
شماره گروه	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
باندها	۱۰۶-۱۲۵	۱۲۶-۱۳۱	۱۳۲-۱۴۷	۱۴۸-۱۵۷	۱۵۸-۱۷۰	۱۷۱-۲۰۲
گروه های باندها براساس ماتریس وابستگی						
شماره گروه	۱	۲	۳	۴	۵	
باندها	۱-۳۶	۳۷-۷۹	۸۰-۱۱۳	۱۱۴-۱۴۶	۱۴۷-۲۰۲	

نتایج سناریو اول

داده فراطیفی آیندیان

دقت طبقه بندی گروه باندها براساس اطلاعات متقابل						
داده آموزشی	گروه ۱	گروه ۲	گروه ۳	گروه ۴	گروه ۵	گروه ۶
%۵	۵۳.۷۸	۶۲.۲۲	۶۱.۵۶	۴۹.۷۸	۵۹.۷۸	۶۱.۵۶
%۱۰	۵۷.۷۸	۶۴	۶۴.۴۴	۵۱.۳۳	۵۷.۵۶	۶۰.۴۴
%۲۰	۵۷.۳۳	۶۴.۶۷	۶۵.۳۳	۵۳.۵۶	۶۲	۶۶
داده آموزشی	گروه ۷	گروه ۸	گروه ۹	گروه ۱۰	گروه ۱۱	گروه ۱۲
%۵	۵۲.۸۹	۴۶.۸۹	۵۰.۲۲	۴۹.۷۸	۵۱.۱۱	۶۳.۱۱
%۱۰	۵۳.۷۸	۴۶.۶۷	۵۰	۵۰.۸۹	۴۷.۵۶	۵۶.۴۴
%۲۰	۵۴	۴۸.۸۹	۵۰.۲۲	۵۱.۱۱	۴۹.۳۳	۵۳.۱۱
دقت طبقه بندی گروه باندها براساس ماتریس وابستگی						
داده آموزشی	گروه ۱	گروه ۲	گروه ۳	گروه ۴	گروه ۵	
%۵	۶۰.۸۹	۶۶.۶۶	۶۶.۸۹	۷۲.۸۹	۷۳.۵	
%۱۰	۶۳.۶۴	۶۸.۸	۶۸.۹	۷۴.۸	۷۵.۴	
%۲۰	۶۴.۸۶	۷۰.۲	۷۰.۳	۷۶.۲	۷۶.۸	



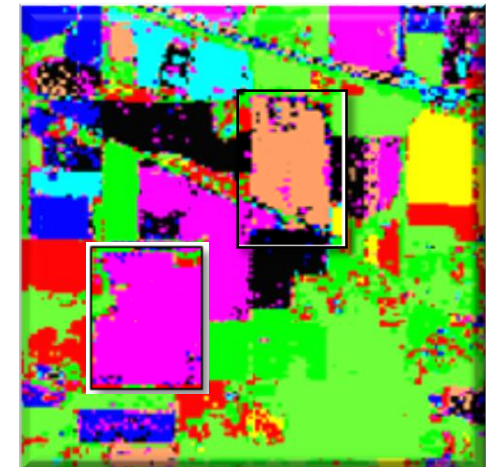
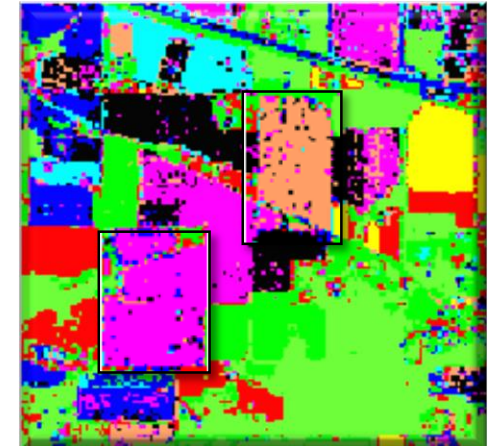
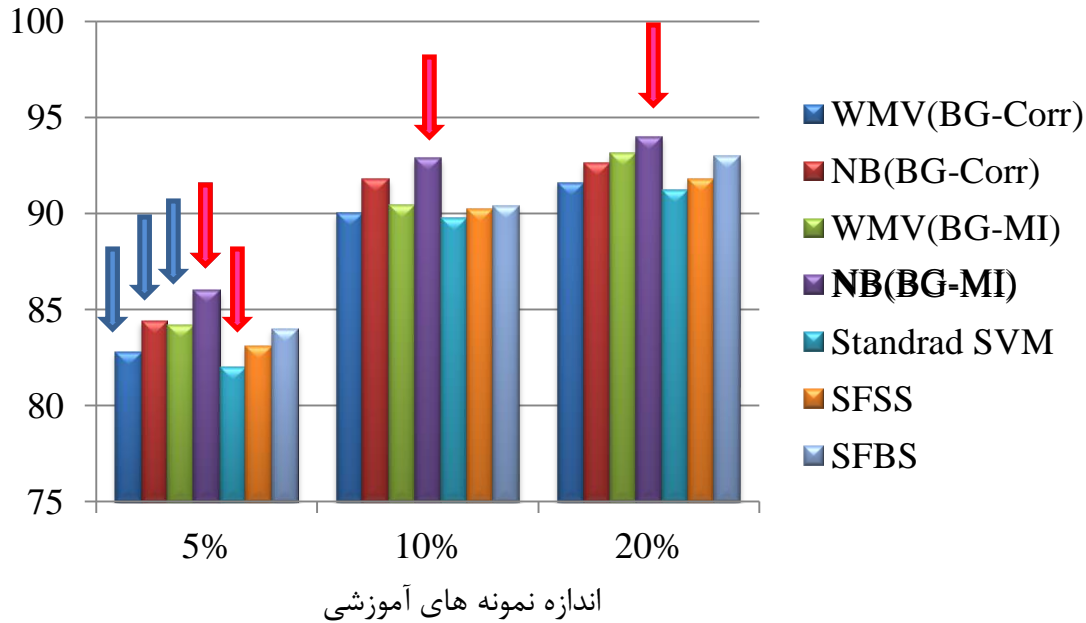
مقایسه دقت روش های ادغام با سایر روش های طبقه بندی

داده آموزشی	روش های ادغام براساس گروه بندی باندها				SVM استاندارد	روش های انتخاب ویژگی	
	BG (ماتریس وابستگی)		BG (اطلاعات متقابل)			SFFS	SBFS
	رأی گیری وزندار (WMV)	بیزین (NB)	رأی گیری وزندار (WMV)	بیزین (NB)			
۵٪	۸۲.۸۰	۸۴.۴	۸۴.۲۲	۸۶	۸۲	۸۳.۱۰	۸۴
۱۰٪	۹۰	۹۱.۸	۹۰.۴۴	۹۲.۸۹	۸۹.۷۷	۹۰.۲۴	۹۰.۴۰
۲۰٪	۹۱.۶	۹۲.۶	۹۳.۱۱	۹۴	۹۱.۲۲	۹۱.۸	۹۳

نتایج سناریو اول

داده فراطیفی ایندیانا

SVM استاندارد



ادغام بیزین براساس گروه بندی MI

نتایج سناریو اول

داده فراطیفی آیندیانا

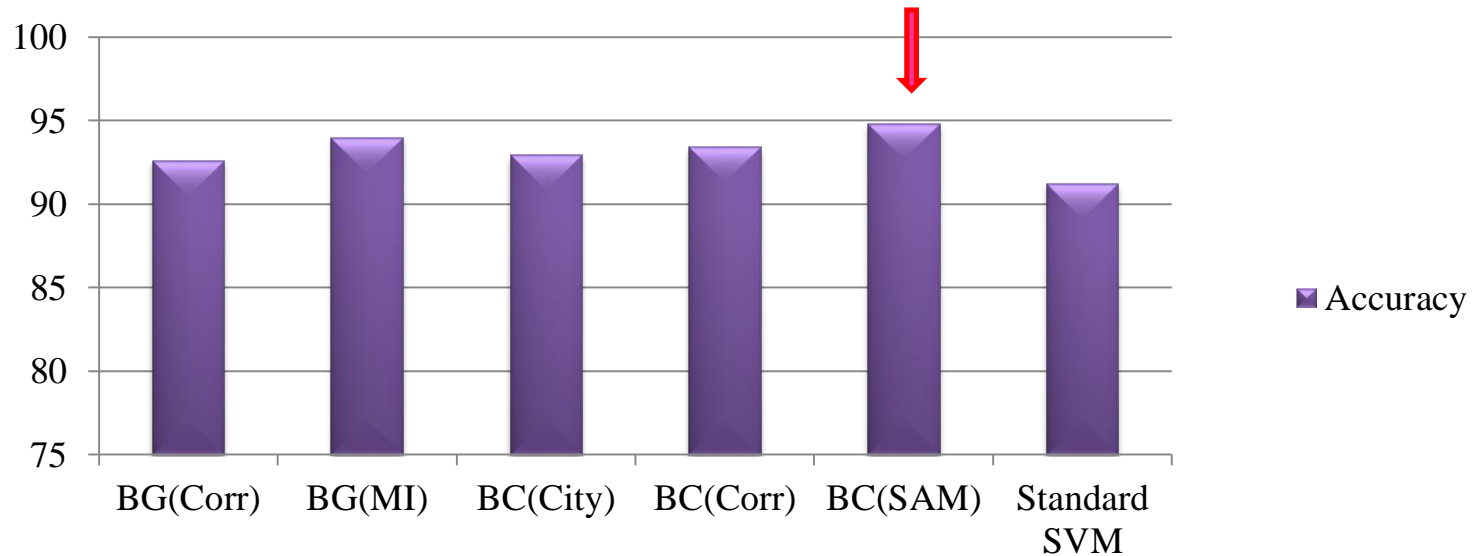
دقت طبقه بندی دسته باندهای حاصل از خوشه بندی به روش k-means

شماره خوشه	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
BC(Corr)	۶۷.۸	۸۶.۴	۷۶.۹	۵۰.۲	۸۴.۲	۸۴.۷	۸۱.۶	۷۸.۹	۶۲.۹	۸۱.۵
BC(SAM)	۶۰	۷۴	۸۱.۱	۷۶.۹	۷۷.۳	۸۴.۲	۷۴	۴۶.۲	۶۷.۸	۸۶
BC(CityBlock)	۱۶.۹	۷۳.۱۱	۸۰.۹	۸۴	۱۳.۷	۷۸.۶	۸۲.۲	۲۰	۳۷.۵	۵۸.۷

مقایسه روش های ادغام

روش های ادغام	بیزین (NB)	رأی گیری وزندار (WMV)
BC_kmeans(Corr)	۹۳.۴۲	۹۲.۸
BC_kmeans(SAM)	۹۴.۸	۹۳.۲
BC-kmeans(CityBlock)	۹۲.۹	۹۱.۲

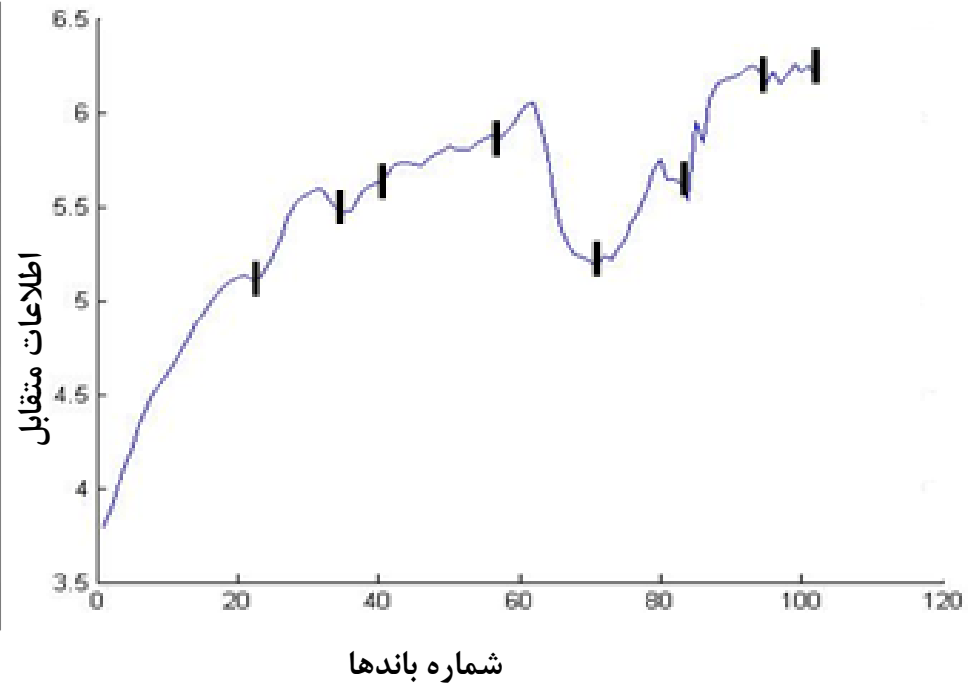
مقایسه بین روش های مختلف طبقه بندی



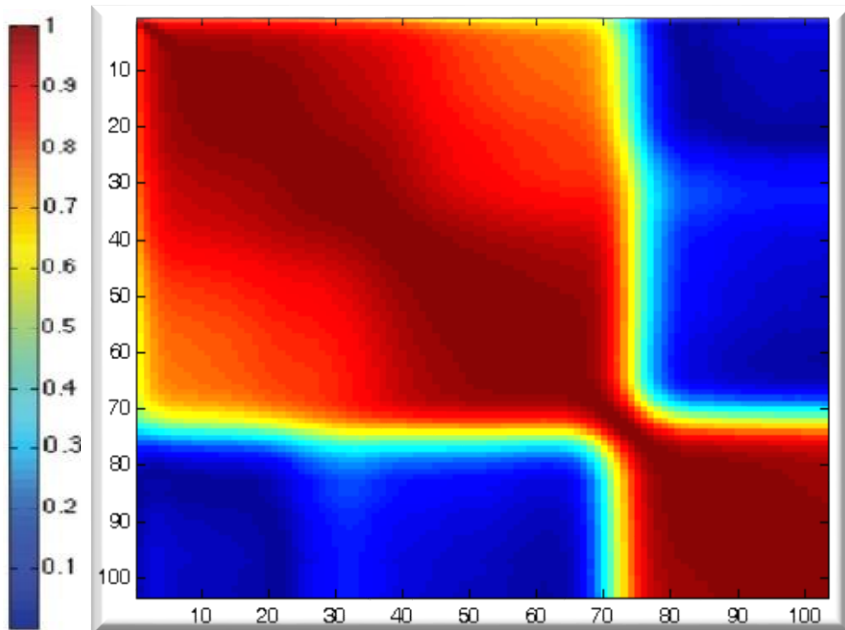
نتایج سناریو اول

داده فراطیفی دانشگاه پابوا

گروه بندی باندها براساس اطلاعات متقابل



گروه بندی باندها براساس ماتریس وابستگی



تشکیل دسته باندها براساس روش های گروه بندی باندها

گروه باندها براساس اطلاعات متقابل								
گروهها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
باندها	۱-۲۲	۲۳-۳۳	۳۴-۴۶	۴۷-۵۷	۵۸-۷۳	۷۴-۸۴	۸۵-۹۵	۹۶-۱۰۳

گروه باندها براساس ماتریس وابستگی		
گروهها	۱	۲
باندها	۱-۷۰	۷۱-۱۰۳

دقت طبقه بندی کننده SVM روی گروههای باندها

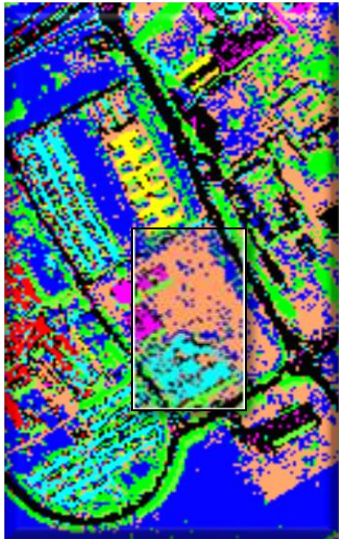
دقت طبقه بندی گروه باندها براساس اطلاعات متقابل							
گروه #۱	گروه #۲	گروه #۳	گروه #۴	گروه #۵	گروه #۶	گروه #۷	گروه #۸
۶۲.۳	۵۴.۸۶	۶۴.۱۱	۵۳.۵۵	۶۲	۶۶	۵۷	۴۷

دقت طبقه بندی گروه باندها براساس ماتریس وابستگی	
گروه #۱	گروه #۲
۸۲.۱۱	۷۸.۵

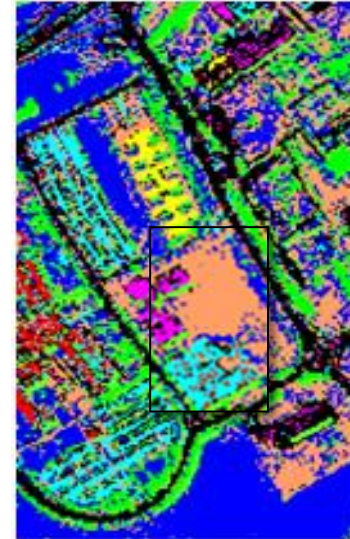
مقایسه روش های ادغام با سایر روش های طبقه بندی

روش های طبقه بندی	روش های ادغام براساس گروه بندی				SVM استاندارد	روش های انتخاب ویژگی	
	BG (ماتریس وابستگی)		BG (اطلاعات متقابل)			SFFS	SBFS
	رای گیری (WMV)	بیزین (NB)	رای گیری (WMV)	بیزین (NB)			
دقت طبقه بندی	۸۸.۶	۸۹	۹۰.۲	۹۱.۸۲	۸۸.۲	۸۹.۸	۸۹.۱

SVM استاندارد



ادغام بیزین براساس گروه بندی MI



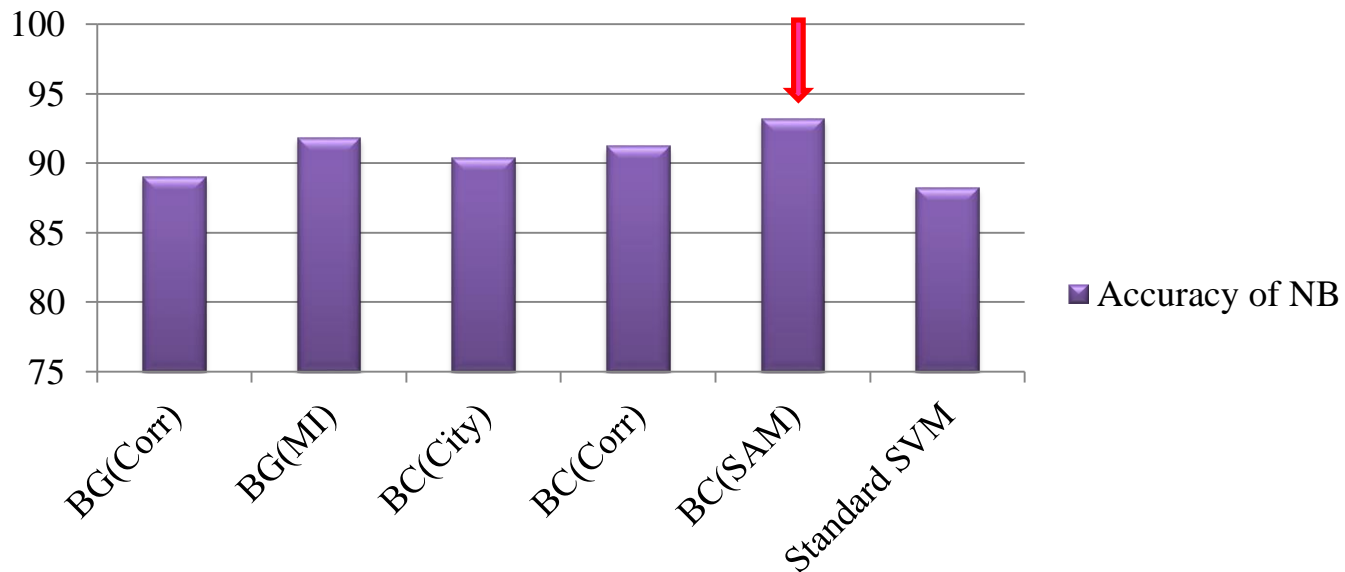
دقت طبقه بندی کننده SVM روی خوشه های باندها

خوشه ها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
BC(Corr)	۶۷.۸	۸۴.۶	۷۶.۹	۵۰.۲	۸۴.۲	۸۴.۷	۸۱.۶	۷۸.۹
BC(SAM)	۶۰	۷۴	۸۱.۱	۷۶.۹	۷۷.۳	۸۴.۲	۷۴	۴۶.۲
BC(CityBlock)	۱۶.۹	۷۳.۱۱	۸۰.۹	۸۴	۱۳.۷	۷۸.۶	۸۲.۲	۲۰

نتایج سناریو اول

داده فراطیفی دانشگاه پویا

دقت روش های مختلف ادغام		
روش های ادغام	بیزین (NB)	رای گیری وزندار (WMV)
BC(Corr)	۹۱.۲	۹۰.۱
BC(SAM)	۹۳.۲	۹۲
BC(CityBlock)	۹۰.۴	۸۹.۶



نتایج سناریو اول

داده فراطیفی هیوستون

دقت طبقه بندی کننده SVM روی خوشه باندها با روش SAM

شماره خوشه	۱	۲	۳	۴	۵	۶
دقت طبقه بندی	۵۴.۱۲	۷۸.۰۴	۶۴.۴۲	۵۸.۵	۶۰.۶	۶۱.۰۸
شماره خوشه	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
دقت طبقه بندی	۶۲.۶۴	۵۸.۷۳	۵۲.۴۸	۷۰.۴۸	۶۹.۵۳	۷۳.۲۱

دقت روش های مختلف ادغام

روش های طبقه بندی	ادغام بیزین	SVM استاندارد
دقت	۸۷.۲	۸۴.۹۴
کاپا	۸۵.۶۲	۸۲.۷۷۹

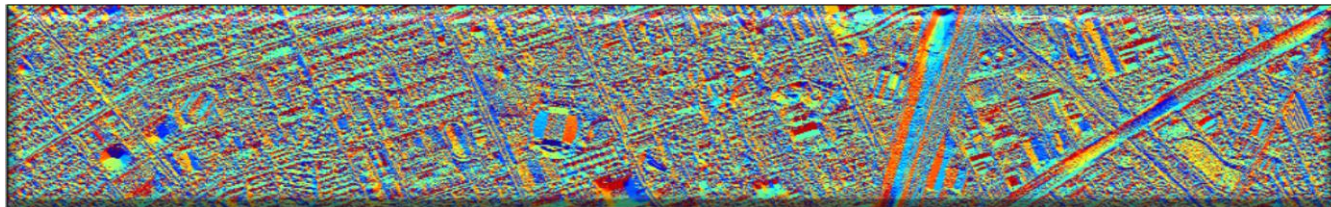


نتایج سناریو اول

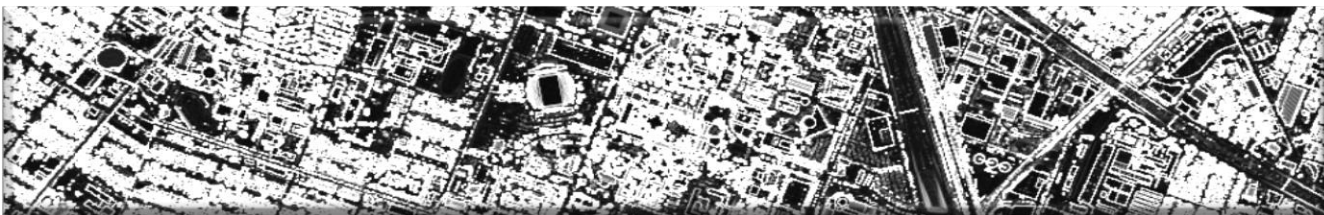
داده فراطیفی و لیدار



رافنس



جهت
شیب



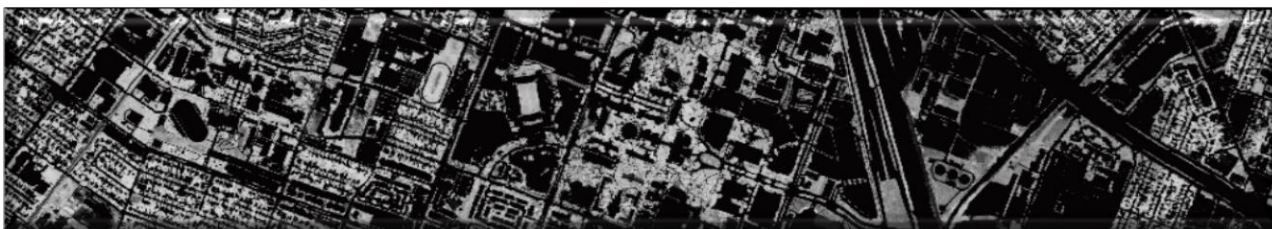
GLCM



واریوگرام

نتایج سناریو اول

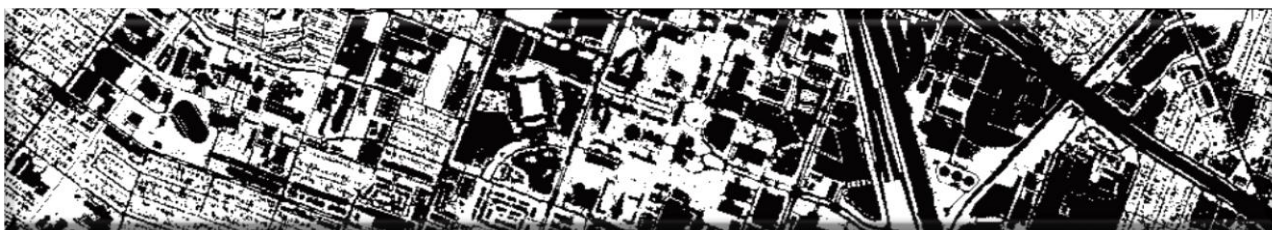
داده فراطیفی و لیدار



NDVI



NDVI لبه قرمز



شاخص
باند آب

نتایج سناریو اول

داده فراطیفی و لیدار

خوشه های ویژگی حاصل روی داده فراطیفی

خوشه ها	۱	۲	۳	۴	۵
ویژگی ها	۱۴۵-۱۶۴، ۱-۲	۳-۱۱ ۱۲۰-۱۲۷	۱۱۴-۱۱۹، ۱۲ ۱۲۸-۱۳۱	۱۳-۱۸ ۵۷-۷۲	۴۹، ۱۹-۳۴
خوشه ها	۶	۷	۸	۹	۱۰
ویژگی ها	۳۵-۵۶	۷۳-۷۷	۸۱-۸۳ ،۸۷-۹۰	۹۶-۱۰۰، ۱۳۲-۱۴۴ ۷۸، ۸۵، ۱۱۳	۹۱-۹۵، ۱۰۱-۱۱۲ ۸۶، ۸۴، ۷۹-۸۰

دقت طبقه بندی کننده SVM روی خوشه ویژگی ها براساس SAM

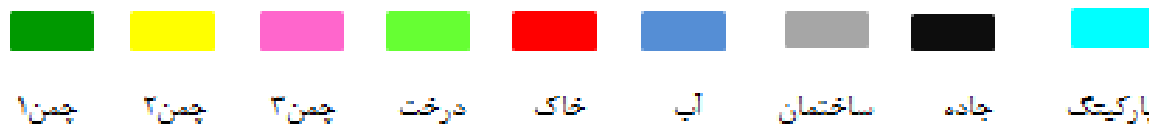
شماره خوشه	خوشه ۱	خوشه ۲	خوشه ۳	خوشه ۴	خوشه ۵	خوشه ۶	خوشه ۷	خوشه ۸	خوشه ۹	خوشه ۱۰
دقت طبقه بندی	۵۵.۱۶	۸۵.۰۸	۸۲.۵۳	۸۷.۰۶	۸۸.۵۲	۸۷.۴۹	۷۳.۰۳	۷۳.۷۶	۸۲.۷۸	۸۰.۶۶

نتایج سناریو اول

داده فراطیفی و لیدار

مقایسه دقت ادغام دو داده به روش گروه بندی ویژگی ها با طبقه بندی انفرادی

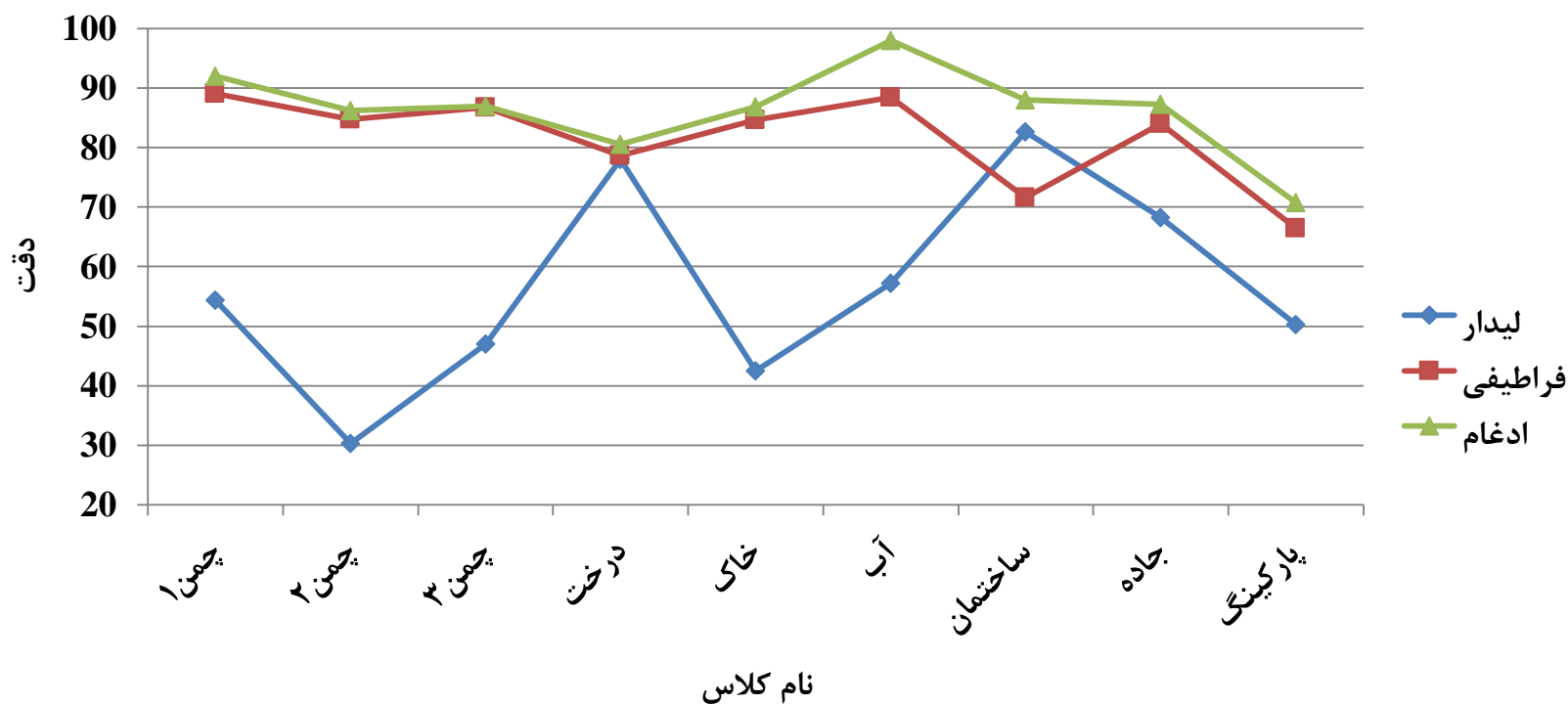
روش های طبقه بندی	SVM روی فراطیفی	SVM روی لیدار	ادغام به روش بیزین
دقت طبقه بندی	۸۳.۹۲	۶۵.۴۲	۹۰.۴



نتایج سناریو اول

داده فراطیفی و لیدار

مقایسه دقت روش های طبقه بندی در سناریو اول برای کلاس های مختلف



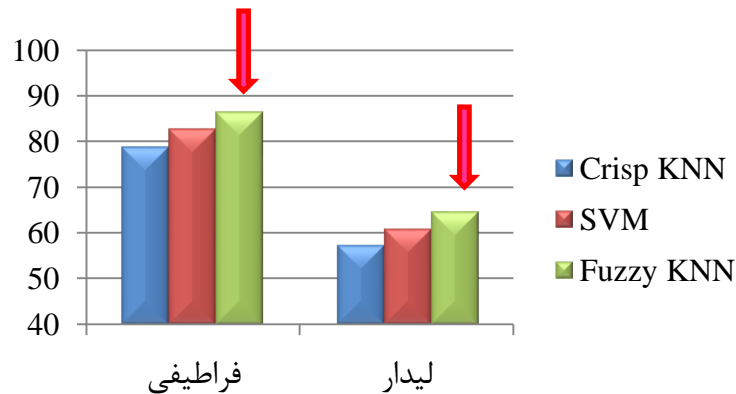
نتایج سناریو دوم

سیستم مجموعه طبقه بندی کننده های فازی

مقایسه دقت روش های طبقه بندی تک مقداری و فازی روی فراطیفی و لیدار

داده	دقت	KNN تک مقداری	SVM	KNN فازی
فراطیفی	دقت طبقه بندی	۸۰.۲	۸۳.۹۲	۸۸.۵۵
	کاپا	۷۸.۸۲	۸۲.۷۷	۸۶.۳۴
لیدار	دقت طبقه بندی	۶۱.۸۶	۶۵.۴۲	۶۹.۸۸
	کاپا	۵۷.۴۴	۶۱.۱۲	۶۴.۷۴

دقت طبقه بندی

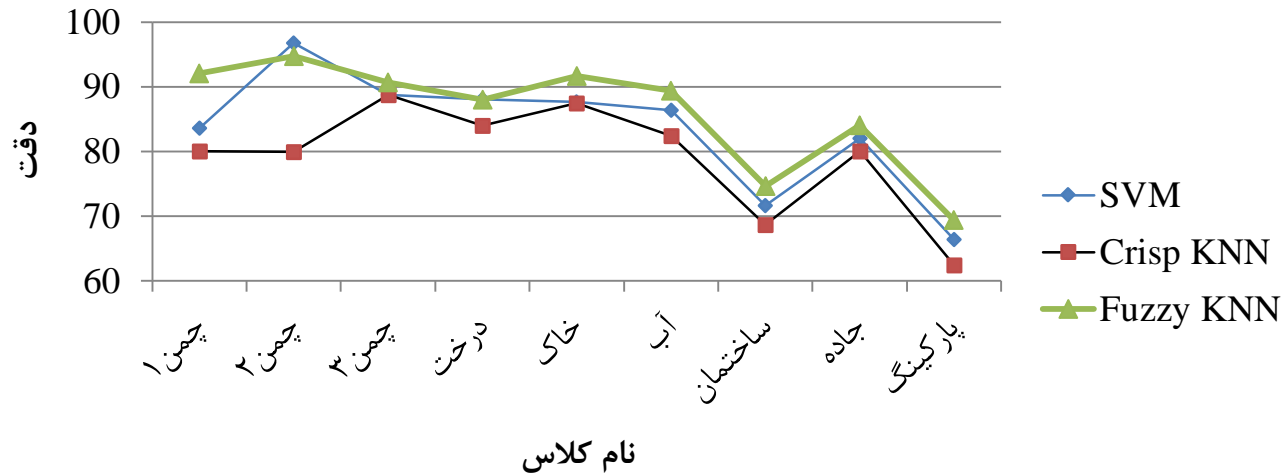


ضریب کاپا



نتایج سناریو دوم

سیستم مجموعه طبقه بندی کننده های فازی



فراطیفی



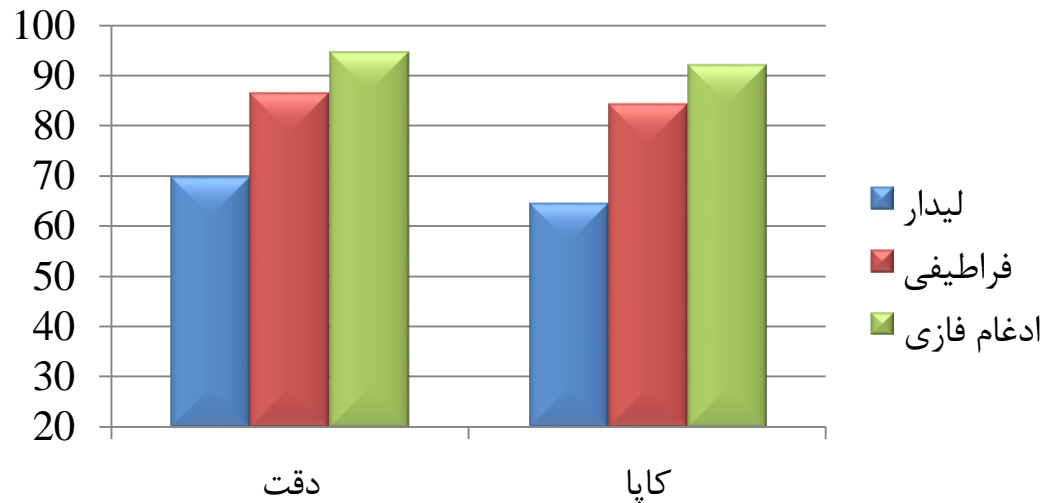
لیدار

نتایج سناریو دوم

سیستم مجموعه طبقه بندی کننده های فازی

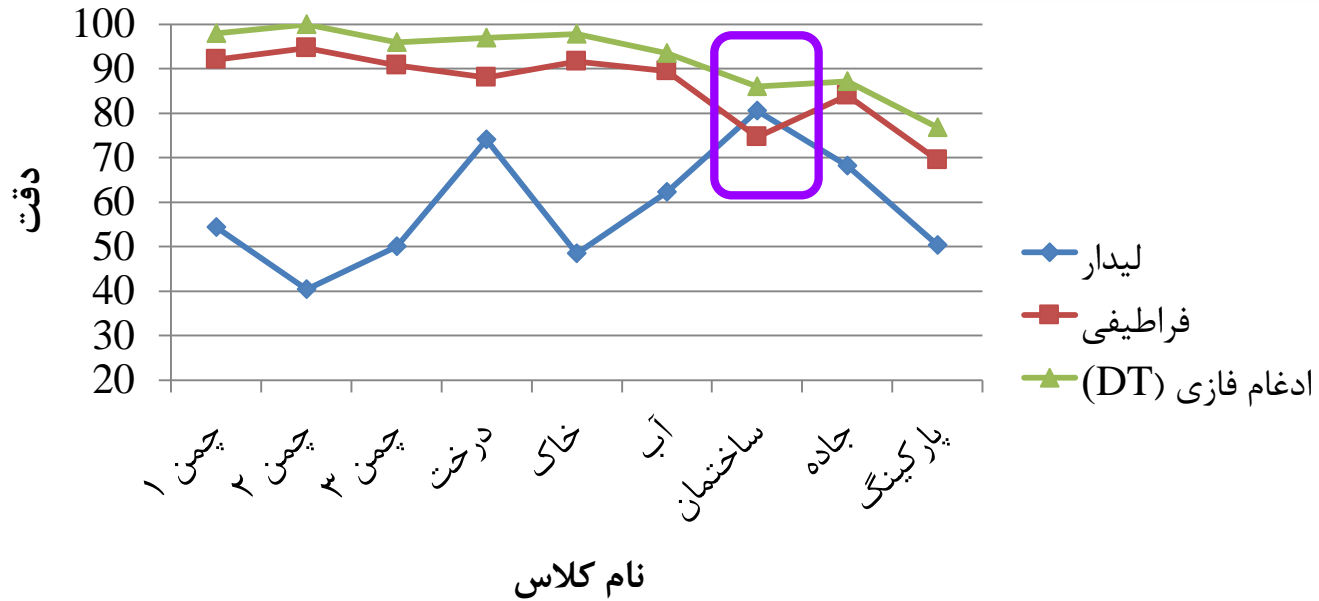
مقایسه دقت ادغام فازی در سناریو دوم با طبقه بندی انفرادی

	فراطیفی	لیدار	ادغام فازی (الگوی تصمیم گیری)
دقت طبقه بندی	۸۸.۵۵	۶۹.۸۸	۹۴.۶۲
کاپا	۸۶.۳۴	۶۴.۷۴	۹۲.۱۲



نتایج سناریو دوم

سیستم مجموعه طبقه بندی کننده های فازی



- ❖ سیستم های طبقه بندی کننده چندگانه براساس دسته بندی باندها باعث بهبود دقت طبقه بندی داده فراطیفی در مقابل روش های رایج طبقه بندی شده است.
- ❖ به علت وجود شباهت بین باندهای غیرهمسایه در داده های فراطیفی روش های خوشه بندی باندها دقت بیشتری نسبت به گروه بندی آنها ایجاد کرده اند.
- ❖ ادغام دو داده فراطیفی و لیدار باعث ادغام اطلاعات ارتفاعی و طیفی می شود، این نکته باعث بهبود دقت طبقه بندی همزمان دو داده در مقایسه با طبقه بندی انفرادی هر یک از داده ها شده است.
- ❖ نتایج نشان می دهد در حالی که طبقه بندی فازی هر دو داده فراطیفی و لیدار دقت بیشتری نسبت به طبقه بندی تک مقداری ایجاد کرده است، ادغام طبقه بندی کننده های فازی نیز افزایش دقت بیشتری نسبت به ادغام طبقه بندی کننده های تک مقداری فراهم کرده است.
- ❖ تمامی روش های ادغام طبقه بندی کننده ها (فازی و تک مقداری) در مقایسه با طبقه بندی مجزای هر دو داده فراطیفی و لیدار باعث بهبود دقت طبقه بندی می شود.

سنجده ها: ادغام سایر سنجده های سنجش از دوری به منظور بهبود دقت طبقه بندی

فضای ویژگی: روش های استخراج و انتخاب ویژگی

طبقه بندی کننده ها: بکارگیری سایر طبقه بندی کننده های تک مقداری و فازی

ادغام : سایر روش های ادغام مانند دمپستر شافر و روش های قانون مبنا

-
- Bigdeli. B, Samadzadegan. F, Reinartz, P. (2013). Band Grouping Versus Band Clustering in SVM Ensemble Classification of Hyperspectral Imagery. **Photogrammetry Engineering and Remote Sensing (PE&RS) Journal**, Vol. 79, No.6, pp:523-533, **(ISI, Published)**.
 - Bigdeli. B, Samadzadegan. F, Reinartz, P. (2013). A Multiple SVM System for Classification of Hyperspectral Remote Sensing Data. **Journal of Indian Society of Remote Sensing**, Vol. 41, No. 4, pp:763-776, **(ISI, Published)**.
 - Bigdeli. B, Samadzadegan. F, Reinartz, P. (2014). A Decision Fusion Method based on Multiple Support Vector Machine System for Fusion of Hyperspectral and LIDAR Data, **International Journal of Image and Data Fusion**, Vol. 5, No. 03, pp:196 - 209, **(Published)**.
 - Bigdeli. B, Samadzadegan. F, Reinartz, P. (2014). Crisp Versus Fuzzy Multiple Classifier System for Fusion of Hyperspectral and LIDAR Data, **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, **(ISI, Under Review)**.
 - Bigdeli. B, Samadzadegan. F, Reinartz, P. (2014). A feature grouping based multiple fuzzy classifier system for fusion of hyperspectral and LIDAR data, **Journal of Applied Remote Sensing (JARS)**, **(ISI, Under Review)**.
-

-
- Bigdeli. B, Samadzadegan. F, Reinartz. P. (2013). Classifier Fusion of Hyperspectral and Remote Sensing Data for Improvement of Land Cover Classification. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XL-1/W3, 2013 SMPR 2013, 5 – 8 October 2013, Tehran, Iran.
 - Bigdeli. B. (2011). Evaluating the Potential of Firefly Algorithm for SVM Optimization, Journal of Geo Information Engineering (JGE), Iranian Society of Surveying and Geomatics Engineering (ISSGE), Iran.
 - Samadzadegan, F., Bigdeli, B. (2012). Selection of the Best SVM Parameters in Classification of Hyperspectral Data Based on Artificial Intelligence Algorithms. Geomatic2012 conference, Tehran, Iran.
-

با تشکر از توجه شما