



ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ  
БІЛІМ ЖӘНЕ ҒЫЛЫМ МИНИСТРЛІГІ



М. Қозыбаев атындағы  
Солтүстік Қазақстан мемлекеттік университеті

Қазақстан Республикасы Конституциясының  
20 жылдығына арналған  
**«ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ  
КОНСТИТУЦИЯСЫ – ҚАЗІРГІ ЗАМАНҒЫ ҚҰҚЫҚТЫҚ  
ФЕНОМЕН»**

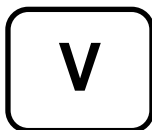
атты Жоғары оқу орындары аралық студенттер  
конференциясының

**МАТЕРИАЛДАРЫ**



**МАТЕРИАЛЫ**

Межвузовской студенческой конференции  
**«КОНСТИТУЦИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН –  
ПРАВОВОЙ ФЕНОМЕН СОВРЕМЕННОСТИ»**,  
посвященной 20-летию Конституции  
Республики Казахстан



Петропавл, 2015 ж.  
ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ  
БІЛІМ ЖӘНЕ ҒЫЛЫМ МИНИСТРЛІГІ

М. Қозыбаев атындағы  
Солтүстік Қазақстан мемлекеттік университеті

Қазақстан Республикасы Конституциясының  
20 жылдығына арналған  
«ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ КОНСТИТУЦИЯСЫ –  
ҚАЗІРГІ ЗАМАНҒЫ ҚҰҚЫҚТЫҚ ФЕНОМЕН»  
атты Жоғары оқу орындары аралық студенттер  
конференциясының

## **МАТЕРИАЛДАРЫ**

(27 ақпан)

## **МАТЕРИАЛЫ**

Межвузовской студенческой конференции  
«КОНСТИТУЦИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН –  
ПРАВОВОЙ ФЕНОМЕН СОВРЕМЕННОСТИ»,  
посвященной 20-летию Конституции  
Республики Казахстан

(27 февраля)



**Петропавл, 2015 ж.**  
**Редакция алқасы / Редакционная коллегия**

**Ашимов У.Б.**, ректор Северо-Казахстанского государственного университета им. М.Козыбаева - председатель.

**Каиржанова Л.С.**, проректор по научной работе и внешним связям - заместитель председателя.

**Голодова И.В.**, к.х.н., и.о. декана факультета естественных наук и спорта.

**Жолболсынова А.С.**, д.х.н., профессор кафедры органической химии и химии ВМС.

**Токмурзин К.Х.**, д.х.н., профессор кафедры органической химии и химии ВМС.

**Поляков В.В.**, д.х.н., профессор кафедры органической химии и химии ВМС.

**Бегенова Б.Е.**, д.х.н., доцент кафедры органической химии и химии ВМС.

**Баязитова К.Н.**, к.с.н., доцент, заведующая кафедрой «Сельское хозяйство».

**Вилков В.С.**, к.б.н., доцент, заведующий кафедрой «Общая биология».

**Дмитриев П.С.**, к.б.н., доцент, заведующий кафедрой «География и экология».

**Дюрягина А.Н.**, к.х.н., доцент, заведующая кафедрой «Органическая химия и химия ВМС».

**Бектемисова А.У.**, к.х.н., заместитель декана по научной работе и менеджменту качества.

**Байтенизов Д.Т.**, руководитель научно-исследовательской службы.

**«Конституция Республики Казахстан – правовой феномен современности»:**  
Материалы Межвузовской студенческой конференции, посвященной 20-летию Конституции Республики Казахстан. Т.5. - Петропавловск: СКГУ им. М.Козыбаева, 2015. - 327 с.

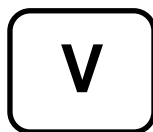
**Қазақстан Республикасы Конституциясының  
20 жылдығына арналған  
«ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ КОНСТИТУЦИЯСЫ –  
ҚАЗІРГІ ЗАМАНҒЫ ҚҰҚЫҚТЫҚ ФЕНОМЕН»  
атты Жоғары оқу орындары аралық студенттер  
конференциясының  
МАТЕРИАЛДАРЫ**

**(27 ақпан)**

**МАТЕРИАЛЫ**

**Межвузовской студенческой конференции  
«КОНСТИТУЦИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН –  
ПРАВОВОЙ ФЕНОМЕН СОВРЕМЕННОСТИ»,  
посвященной 20-летию Конституции  
Республики Казахстан**

**(27 февраля)**



Подписано в печать 17.02.2015 г. Формат 60×90 1/8. Гарнитура Times.  
Ризография. Объем 40,9 усл.печ.л. Тираж 95 экз. Заказ №54. Бумага газетная.  
Отпечатано в ИПО СКГУ им. М. Козыбаева.

<i>Попировник Е.Г., Лежнева М.Ю. (СКГУ им. М.Козыбаева)</i> Исследование липидной фракции коры березы.....	155
<i>Романихина А.В. (СКГУ им. М.Козыбаева)</i> Исследование липидного состава эфирного масла листьев березы.....	157
<i>Сейдахметов Н.К. (Л.Н.Гумилев атындағы ЕҰУ)</i> Қорғалжын мемлекеттік табиғи қорығындағы қазтәрізділердің алуантүрлілігі.....	160
<i>Сейтқұл А. (Тараз мемлекеттік педагогикалық институты)</i> Экология жағдайы және ластанған су көздерін тазартуда өсімдік қалдықтарын қолдану технологиясын тиімділігі.....	164
<i>Сергалиева Д.Е., Мокшин Д.С., Жарлығанова А.Б., Жолболсынова А.С. (СКГУ им. М.Козыбаева)</i> Влияние казеината натрия на прочность и вязкость водных суспензий цемента.....	166
<i>Суворова А.И. (филиал ТюмГУ в г. Ишим)</i> Эффективная температура г. Ишима как один из факторов комфортности климатических условий.....	168
<i>Сухов М.В., Лежнева М.Ю. (СКГУ им. М.Козыбаева)</i> Новые азотсодержащие производные бетулина.....	170
<i>Temirbekova Zh.E., Merenbayev Zh.M. (al-Farabi Kazakh National University)</i> Comparison of clustering algorithms in different technologies.....	173
<i>Темирбекова Ж.Е., Меренбаев Ж.М. (Казахский Национальный университет имени аль-Фараби)</i> Параллельный алгоритм обработки изображений дистанционного зондирования.....	175
<i>Тлеубергенова Г.С., Рахимберлина А.А. (М.Қозыбаев атындағы СҚМУ)</i> Солтүстік Қазақстанда өсімдіктер сирек кездесетін өсімдіктердің шоғырланған жерлерін анықтаудың кейбір мәселелері.....	178
<i>Топышева Б., Қыдыбек Е., Базарбаева С.М. (М.Қозыбаев атындағы СҚМУ)</i> Студенттер ағзасының жоғарғы оқу орнына бейімделуінің кейбір аспектілері.....	184
<i>Түктібаева Н.Қ. (Таразский государственный педагогический институт)</i> Исследование составных компонентов чая .....	186
<i>Уалиахметова Ж.Н. (М.Өтемісов атындағы БҚМУ)</i> «Өсімдіктер физиологиясы» пәні бойынша лабораториялық жұмыстарды өткізуде жаңа инновациялық әдістерді қолдану.....	191
<i>Шевченко П.В., Турпанова Р.М., Мукантаев К.Н. (Национальный центр биотехнологии Республики Казахстан г. Астана)</i> Получение моноклональных антител к рекомбинантному антигену VP1 вируса ящура серотипа Азия.....	195

**9 секция. АУЫЛШАРУАШЫЛЫҚ ҒЫЛЫМДАРЫ**  
**Секция 9. СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫЕ НАУКИ**

<i>Айтмухамбетова З.Т., Мамышева М.В. (Западно-Казахстанский государственный университет им. М.Утемисова)</i> Житняк в Приуралье.....	201
---	-----

## COMPARISON OF CLUSTERING ALGORITHMS IN DIFFERENT TECHNOLOGIES

**Temirbekova Zh.E., Merenbayev Zh.M.**

*(al-Farabi Kazakh National University)*

Abstract — Clustering is one of the most popular methods for exploratory data analysis, which is prevalent in many disciplines such as image segmentation, bioinformatics, pattern recognition and statistics etc. The most famous clustering algorithm is  $k$  means because of its easy implementation, simplicity, efficiency and empirical success. The goal of this study is to perform  $k$  means clustering using Hadoop MapReduce and implement a parallel  $k$  means clustering algorithm with MPI.

Images obtained using space remote sensing of the Earth play a crucial role in research, industrial, economic, military and other applications. Development of remote sensing spacecraft and associated ground-based imaging actively conducted throughout the world. [1]. For the analysis of hyperspectral remote sensing images, there are many algorithms. One of the most popular methods of clustering algorithm is  $k$  means, because of its easy implementation, simplicity, efficiency and empirical success.

### **Algorithm $k$ means**

The basic idea of  $k$  means algorithm is to minimize the distances between objects in a cluster. Stop computing occurs when minimizing the distance reaches a certain threshold. Minimized function is as follows:  $J = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N d^2(x_i, c_k)$ , where  $x_i \in X$  – object clustering,  $c_j \in C$  – center of the cluster.  $|X| = N, |C| = M$ . At the time of the start of the algorithm must be known by  $C$  (number of clusters). Select the number may be based on the results of previous studies, theoretical considerations or intuition [2].

### **Parallelization algorithm $k$ means**

$k$  means algorithm can be run on very large data sets, the order of hundreds of millions of points and tens of gigabytes of data. Because it works on such large data sets, and also because of the special characteristics of the algorithm, it is a good candidate for parallelization [3]. In the course of calculation algorithms have been implemented in the form of serial and parallel programs on the Java programming language using the technology MPI. On a multiprocessor computer Mechanics and Mathematics Faculty KazNU calculations were carried out for a parallel algorithm.

### **Clustering algorithm $k$ means in MapReduce**

MapReduce is a programming model and appropriate technology for processing large data sets. MapReduce divides the input data set into independent parts. Processing takes place in two stages: using valve functions Map and gearboxes Reduce.

The algorithm works iteratively in several stages, in the following manner:

1. In the first stage, Mappers reads share input and compresses the original data set into a smaller set of data, the so-called auxiliary cluster. These auxiliary clusters help to present raw data in case of a limited amount of RAM.
2. Each Mapper creates  $k$  initial cluster of these auxiliary clusters, which are then sent to the Reducer.
3. Reduce combines clusters from each Mapper and recalculates the centroids of  $k$  clusters.

4. The centers of gravity at the moment thus returned to the original broadcast by Mapper operations.

5. Now everyone can use Mapper new centroids and reassign its subsidiary centers of gravity of these clusters. Mapper send its local clusters back to the Reducer.

6. Reducer again combines clusters and recalculates the centroid.

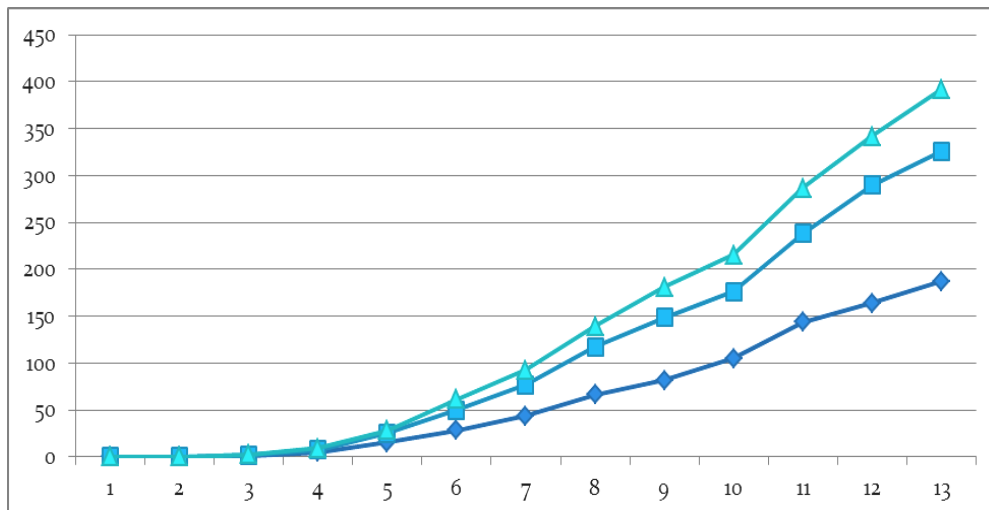
7. This procedure is repeated until until Reducer decides to stop repeated data Mapper. This typically occurs when the algorithm converges.

The work was implemented distributed clustering algorithm  $k$  means [4] using the technology of MapReduce.

Thus,  $k$  means algorithm is well parallelizable. Application of MPI and MapReduce technologies provides a significant acceleration compared to the implementation of the non-parallel algorithm.

Table 1. Analyze Hadoop and MPI Java.

N value of the points	time (Ts, sec) sequential	time (Ts, sec) parallel	technology Hadoop
50	0	0.062	0.028
100	0.035	0.031	0.0154
500	1.321	0.781	0.2952
1 000	4.924	2.812	1.552
2 000	15.264	10.261	2.9995
3 000	28.345	21.547	11.399
4 000	43.78	32.953	16.32
5 000	66.155	61.188	21.967
6 000	82.06	66.375	32.617
7 000	105.21	71.312	38.949
8 000	143.671	94.484	48.579
9 000	168.82	125.94	52.313



Picture 1. Hadoop, parallel, sequential  $k$  means.

### Literature

1. Кашкин В.Б., Сухинин А.И. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений: Учебное пособие. – М.: Логос, 2001г. 264 стр.
2. В.В. Сергеев Анализ и обработка изображений, получаемых при наблюдениях земли из космоса// Стенограмма научного сообщения на совместном семинаре ИСОИ РАН и Института компьютерных исследований СГАУ 18 апреля 2006 года.
3. Р. Миллер, Л. Боксер. Последовательные и параллельные алгоритмы. Издательство Бином. Лаборатория знаний 2006г., 408стр.
4. J. Dean, S. Ghemawat. MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters. Communications of The ACM, 2008. 51(1), 107-113.
5. W. Zhao, H. Ma, Q. He, "Parallel K-Means Clustering Based on MapReduce," Cloud Computing, vol. 5931, 2009. pp. 674-679,
6. Grace Nila Ramamoorthy. K-means Clustering Using Hadoop MapReduce// Final Project Report, University College Dublin, September 16. 2011.

УДК 004.75

## ПАРАЛЛЕЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

Темирбекова Ж.Е., Меренбаев Ж.М.

*(Казахский национальный университет имени аль-Фараби)*

Изображения, получаемые с помощью космических средств дистанционного зондирования Земли, играют исключительно важную роль в научных исследованиях, промышленных, хозяйственных, военных и других приложениях. Разработка космических аппаратов дистанционного зондирования и соответствующих наземных комплексов обработки изображений активно ведется во всем мире. Для анализа гиперспектральных изображений дистанционного зондирования существует много алгоритмов [1,2]. Один из наиболее популярных методов кластеризации является алгоритм  $k$  means, из-за его легкой реализации, простоте, эффективности и эмпирических успехов.

### Алгоритм $k$ means

Основная идея алгоритма  $k$  means заключается в минимизации расстояний между объектами в кластерах. Остановка происходит, когда минимизировать расстояния больше уже невозможно. Минимизируемая функция такова:  $J = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N d^2(x_i, c_k), x_i \in X$  объект кластеризации  $c_j \in C$  - центр кластера.

$|X| = N, |C| = M$ . На момент старта алгоритма должно быть известно число  $C$  (количество кластеров). Выбор числа  $C$  может базироваться на результатах предшествующих исследований, теоретических соображениях или интуиции.

### Распараллеливание $k$ means алгоритм

$k$  means алгоритм часто работает на очень больших наборах данных, в порядке сотни миллионов точек и десятки гигабайт данных. Поскольку он работает на таких больших наборах данных, а также из-за некоторых характеристик алгоритма, он



является хорошим кандидатом для распараллеливания. Последовательный и параллельный  $k$  means алгоритм кластеризации реализовано на языке Java с применением библиотеки MPI [3]. Реализация параллельного  $k$  means алгоритма, основанный на MPI, называется  $MK$  means.

Алгоритм  $MK$  means

На первом этапе, читает  $N$  объекты из входного файла, и разделяет данные  $N$  объекты равномерно между процессами, случайным образом выбирает точки  $K$  в качестве начального центроида кластеров, а затем итеративно присваивает каждому объекту в соответствующий кластер с минимальным расстоянием. Этот процесс будет повторяться до указанного пользователем порогового значения.

Данные объекты равномерно распределяются во всех процессах и кластерные центроиды реплицируются. Глобальные операции для всех кластерных центроидов выполняется в конце каждой итерации с целью создания новых центров тяжести кластеров. И, наконец, вывод результатов кластеризации:  $K$  центроиды, I/O времени и времени кластеризации.

Алгоритм  $MK$  means:

**Input:** число кластеров  $K$ , число объектов данных

**Output:**  $K$  центроиды

- 1: MPI\_Init // начало процедуры;
- 2: Чтение  $N$  объектов из файла;
- 3: Раздел  $N$  объектов данных равномерно между всех процессах, и предположим, что каждый процесс имеет объектам  $N'$  данных;
- 4: Для каждого процесса, выполнить 5-11 шаги;
- 5: Случайно выбрать  $K$  точек в качестве начальных центроидов кластера, обозначаемая как  $\mu_k (1 \leq k \leq K)$ ;
- 6: Рассчитать  $J$  в формуле  $J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^k \|x_n - c_k\|^2$ , обозначается как  $J'$ ;
- 7: Назначение каждого объекта  $x_n (1 \leq n \leq N)$  до ближайшего кластера;
- 8: Вычислить новый центр тяжести для каждого  $\mu_k$  кластеру в  $\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n \in c_k} x_n$ ;
- 9: Пересчитать  $J$  в  $J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^k \|x_n - c_k\|^2$ ;
- 10: Повторит шаги 6-9, пока  $J' - J < \text{порог} (J' - J < \text{threshold})$ ;
- 11: Создание кластера идентификатор для каждого объекта данных;
- 12: Создание новых центров тяжести кластеров в зависимости от результатов кластеризации всех процессов в конце каждой итерации;
- 13: Создание окончательной *Centroid* набор тяжести по функциям слияния и выводить кластеризации. Результат:  $K$  центроидов;
- 14: MPI\_Finalize // завершения процедуры;

### **$k$ means кластеризации в MapReduce**

MapReduce является моделью программирования и связанного реализации для обработки и генерации больших наборов данных. MapReduce обычно разбивает входной набор данных на независимые части. Количество частей зависит от размера набора данных и количество доступных узлов. MapReduce лучше всего подходит для

обработки больших наборов данных и поэтому идеально подходит для кластеризации  $k$  means алгоритмов [4,5].

Алгоритм работает итеративно в несколько этапов, следующем образом:

1. На первом этапе, Mapper читает доля входных данных и сжимает исходный набор данных в меньший набор данных, так называемой вспомогательный кластер.

2. Каждый Mapper создает  $k$  начальный кластер из этих вспомогательных кластеров, которые затем направляются в Reduce.

3. Reduce объединяет кластеры от каждого Mapper и пересчитывает центроиды всех  $k$  кластеров.

4. Эти центры тяжести возвращаются к первоначальному Mapper по трансляции операций.

5. Теперь каждый Mapper могут использовать новые центроиды и переназначить его вспомогательных кластеров этих центров тяжести. Mapper направляет свои локальные кластеры обратно в Reduce. Reduce снова объединяет кластеры и пересчитывает центроиды.

7. Эта процедура повторяется до тех пор пока Reduce решает остановить повторную данных Mapper . Это обычно происходит, когда алгоритм сходится.

Функции Map и Reduce для алгоритма  $k$  means выглядят так (рис. 1-2):

```
public static class MapClass extends Mapper {
    public void map(LongWritable key, Text value,
        Context context) throws IOException, InterruptedException
    {
        String line = value.toString();
        StringTokenizer itr = new StringTokenizer(line);
        while (itr.hasMoreTokens())
        {
            int p_id = Integer.parseInt(itr.nextToken());
            double mindis = Double.MAX_VALUE;
            int l = Integer.parseInt(itr.nextToken());
            int a = Integer.parseInt(itr.nextToken());
            int b = Integer.parseInt(itr.nextToken());
            Pixel pixel = new Pixel(p_id, l, a, b);

            Pixel tmp = new Pixel();
            for (Pixel p : c_centers)
            {
                if (pixel.find_distance(p) < mindis)
                {
                    mindis = pixel.find_distance(p);
                    tmp = p;
                }
            }
            context.write(new IntWritable(tmp.pixel_id), new Text(tmp.toString()));
        }
    }
}
```

```
public static class Reduce extends Reducer<IntWritable, Text, IntWritable,
    Text> {
    public void reduce(IntWritable key, Iterable<Text> values,
        Context context) throws IOException, InterruptedException
    {
        String res = "";
        ArrayList<Pixel> p = new ArrayList<Pixel> ();
        Pixel average = new Pixel(-1,0,0,0);
        int count = 0;
        //OLD API while (values.hasNext())
        for (Text val : values)
        {
            Pixel pixel = new Pixel();
            String line = val.toString();
            StringTokenizer t = new StringTokenizer(line);
            pixel.pixel_id = Integer.parseInt(t.nextToken());
            pixel.L = Integer.parseInt(t.nextToken());
            pixel.A = Integer.parseInt(t.nextToken());
            pixel.B = Integer.parseInt(t.nextToken());
            average = average.find_average(average, pixel, count
                count++);
        }
        //output.collect(key, new Text(res));
        res += average.pixel_id + " " + average.L + " " + average.A + " " + average.B + "\n";
        context.write(new IntWritable(count), new Text(res));
    }
}
```

Рис. 1. Функция Map алгоритма кластеризации

Рис. 2. Функция Reduce алгоритма кластеризации

Из моих результатов,  $k$  means является очень параллелизуемым алгоритмом, который может быть эффективно реализован на MapReduce, чтобы дать значительное ускорение по сравнению с реализацией непараллельного алгоритма.

**Литература:**

1. Кашкин В.Б., Сухинин А.И. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений: Учебное пособие. – М.: Логос, 2001г. 264 стр.
2. В.В. Сергеев Анализ и обработка изображений, получаемых при наблюдениях земли из космоса// Стенограмма научного сообщения на совместном семинаре ИСОИ РАН и Института компьютерных исследований СГАУ 18 апреля 2006 года.
3. Р. Миллер, Л. Боксер. Последовательные и параллельные алгоритмы. Издательство Бином. Лаборатория знаний 2006г., 408стр.

4. J. Dean, S. Ghemawat. MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters. Communications of The ACM, 2008. 51(1), 107-113.
5. W. Zhao, H. Ma, Q. He, "Parallel K-Means Clustering Based on MapReduce," Cloud Computing, vol. 5931, 2009. pp. 674-679,
6. Grace Nila Ramamoorthy. K-means Clustering Using Hadoop MapReduce// Final Project Report, University College Dublin, September 16. 2011.

**УДК 574.4:502.75**

## **СОЛТҮСТІК ҚАЗАҚСТАНДА ӨСІМДІКТЕР СІРЕК КЕЗДЕСЕТІН ӨСІМДІКТЕРДІҢ ШОҒЫРЛАНҒАН ЖЕРЛЕРІН АНЫҚТАУДЫҢ КЕЙБІР МӘСЕЛЕЛЕРІ**

**Тлеубергенова Г.С., Рахимберлина А.А.**  
(*М.Қозыбаев атындағы СҚМУ, Петропавл қ.*)

Солтүстік Қазақстан облысы аумағы 97,99 мың шаршы шақырымды құрайды. Қазіргі аумағы 1999 жылы 8 сәуірде белгіленген, Солтүстік Қазақстан Батыс-Сібір ойпатының Оңтүстік бөлімін алып жатыр, осыған байланысты бұл аймақ физикалық-географиялық жағынан басқа облыстырдан табиғаты ерекшеленеді.

Солтүстік Қазақстанның табиғаты, оның ландшафтың аудандары топырақ-климат факторлық ерекшелігіне тікелей байланысты. Солтүстік Қазақстан келесі аймақ тармақтарына (подзоны) ажыратылады, олар: оңтүстік орманды дала, бұл аймақ тармағының негізгі көрінісі сипатталады; солтүстік – Есіл орманды даласы, көлді тегіс алқаптарымен сипатталады; шоқты орманды алқап тармағы жатады. Шоқты орманды алқапта кездесетін табиғи отақтар: олар, Есіл шоқты – орманды дала мен көлді тегіс алқаптар, қалыпты құрғақ далалық аймақ, шағлы теңіз қалыпты далалы орман жапырақтарымен сипатталады.

Орманды даланың жоғары белсенділігінің ерекшелігі ондағы кездесетін ұсақсоқпақты (мелкосопочная равнина) жазықтық, аса бір ерекше облыстағы табиғи ландшафтың бірлестік Есіл өзені алқабының көрінісі.

СҚО жерін табиғи аймақтық жағынан жүйелелік: орманды дала алқабын оны екіге – шоқты орманды далаға және оңтүстік орманды далаға ажыратамыз. Оңтүстік орманды дала екіге ажыратылады: қоңыржай-далалық алқабы және соқпақтық орманды дала белдеуі (лесостепь на мелкосопочнике).

Солтүстік Қазақстанның флористикалық құрамын зерттеу, оның кездесетін сирек және аз мөлшердегі өсімдіктерді зерттеу олардың түрлік және сандық мөлшерін анықтау өте көп ғылыми ұйымдастыру жұмысын, қажет ететіні түсінікті жағдай әр өлкеде табиғаттың қалыптасуы ұзаққа созылған эволюциялық процесс-биоценоздың қалыптасуы екені ғылыми теориялық негізделген. Негізгі биоценоздық қалыптасуы байланысты өмірдің топырақ-климат жағдайы немесе экологиялық факторлар жиынтығына және т.б.

Республиканың флорасы жоғарғы сатыдағы өсімдіктердің 6000-нан астам түрлерін қаптады; олардың 90%-ына жуығы орман қорының аумағында өседі; бұлардың 600 түрі эндемикалық өсімдіктерге жатады. Өсімдіктердің қызыл кітапқа енгізілген 306 түрі бар.